

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

LUCAS LOURENÇO LOPES

MINIMIZAÇÃO DE RISCO DE BASE GEOGRÁFICO DE DERIVATIVOS CLIMÁTICOS NO
BRASIL

CURITIBA

2018

LUCAS LOURENÇO LOPES

MINIMIZAÇÃO DE RISCO DE BASE GEOGRÁFICO DE DERIVATIVOS CLIMÁTICOS NO
BRASIL

Dissertação apresentada como requisito parcial à obtenção do grau de Mestre em Desenvolvimento Econômico, no Curso de Pós-Graduação em Desenvolvimento Econômico, Setor de Ciências Sociais Aplicadas, da Universidade Federal do Paraná

Orientador: Profº. Dr. Maurício Vaz Lobo
Bittencourt

CURITIBA

2018

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA BIBLIOTECA DE CIÊNCIAS
SOCIAIS APLICADAS – SIBI/UFPR COM DADOS FORNECIDOS PELO(A)
AUTOR(A)

Lopes, Lucas Lourenço

Minimização de risco de base geográfico de derivativos climáticos no
Brasil / Lucas Lourenço Lopes . – 2018.

138 p.

Orientador: Maurício Vaz Lobo Bittencourt.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal do Paraná, Setor de
Ciências Sociais Aplicadas, Programa de Pós-Graduação em
Desenvolvimento Econômico.

Defesa: Curitiba, 2018.

1. Derivativos (Finanças). 2. Derivativos climáticos. 3. Administração de
risco. I. Bittencourt, Maurício Vaz Lobo, 1970- II. Universidade Federal do
Paraná. Setor de Ciências Sociais Aplicadas. Programa de Pós-
Graduação em Desenvolvimento Econômico. III. Título.

CDD 332.6457




MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
SETOR CIÊNCIAS SOCIAIS APLICADAS
UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO DESENVOLVIMENTO
ECONÔMICO

TERMO DE APROVAÇÃO


Os membros da Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em DESENVOLVIMENTO ECONÔMICO da Universidade Federal do Paraná foram convocados para realizar a arguição da Dissertação de Mestrado de **LUCAS LOURENÇO LOPES**, intitulada: **MINIMIZAÇÃO DE RISCO DE BASE GEOGRÁFICO DE DERIVATIVOS CLIMÁTICOS NO BRASIL**, após terem inquirido a aluna e realizado a avaliação do trabalho, são de parecer pela sua APROVAÇÃO no rito de defesa. A outorga do título de Mestre está sujeita à homologação pelo colegiado, ao atendimento de todas as indicações e correções solicitadas pela banca e ao pleno atendimento das demandas regimentais do Programa de Pós-Graduação.

Curitiba, 06 de Março de 2018.


MAURICIO VAZ LOBO BITTENCOURT(UFPR)
(Presidente da Banca Examinadora)

pl 
DÊNIS ANTÔNIO DA CUNHA(UFV)


ARMANDO VAZ SAMPAIO(UFPR)


ARNO PAULO SCHMITZ(UFPR)

Aos meus pais, Sônia Maria e José Osmar...

AGRADECIMENTOS

Os agradecimentos principais são direcionados aos meus pais, José Osmar e Sônia Maria, pelo apoio oferecido à mim ao longo de toda a minha vida, sem medir esforços para me ajudar a alcançar meus objetivos. Agradeço também aos meus irmãos, Mateus e João Pedro, e a minha namorada, Caroline, por sempre estarem ao meu lado me dando suporte e ajudando na travessia dos momentos mais difíceis. Sem estas pessoas, este trabalho não teria sido possível.

Além disso, gostaria de agradecer ao meu orientador, Maurício Bitencourt, que apesar da agenda atribulada sempre esteve disponível para responder às minhas dúvidas e me aconselhar ao longo do desenvolvimento deste trabalho. Agradecimentos especiais são direcionados ao PPGDE e todos os seus funcionários, por fornecerem o ambiente e todo o suporte necessário à realização deste trabalho.

Não poderia deixar de agradecer aos meus amigos de turma do PPGDE, Auberth Venson, Caio Matteucci, Edson Medeiros, Júlio Cateia, Leonardo Frota, Lucas Casonatto, Luis Gustavo de Paula, Mariel Gruppi, Victor Cruz e Silva e Vitor Pestana. Sua amizade foi fundamental ao longo desses dois anos.

*“Conserva a tua bondade para os que te conhecem,
e tua justiça para os retos de coração.
Não venham sobre mim os pés dos soberbos,
e as mãos dos ímpios não me expulsem.
Aí mesmo se prostraram os que praticam a falsidade,
caíram e não podem mais se levantar.
(Bíblia Sagrada, Salmo 36, 11:13)*

RESUMO

A efetividade da proteção oferecida por derivativos climáticos é afetada pelo risco de base geográfico, de forma que a dispersão espacial das estações ofertantes deste tipo de derivativo impacta a capacidade do derivativo em pagar um *payoff* dito ideal ao contratante do instrumento. Neste trabalho, por meio da criação de um cenário hipotético de oferta de derivativos climáticos de precipitação no Brasil e utilização do modelo de precipitação multi-local (MPML) de Wilks (1998), foi verificado se a diversificação regional seria capaz de reduzir o risco de base geográfico no mercado de derivativos climáticos, e se a utilização do Modelo MPML para construção dos portfólios seria uma estratégia superior às abordagens alternativas, sendo elas a ponderação pelo inverso de distância e a simulação histórica. Para isso, foram selecionadas as melhores versões do modelo MPML para cada região estudada, as quais Jataí-GO, Campo Mourão-PR e Cruz Alta-RS, segundo análise gráfica e observação do EQM das estatísticas definidoras de cada processo local de precipitação. Foi constatado que os portfólios construídos com uso do MPML tiveram melhor desempenho que as abordagens alternativas testadas na maioria das vezes, com redução do risco de base variando entre 39,5% e 63,5% de acordo com a região estudada.

Palavras-chave: Gestão de Risco, Risco de Base Geográfico, Diversificação regional, Risco Climático, Derivativos Climáticos, Ponderação de Portfólios.

ABSTRACT

The effectiveness of the hedging offered by climate derivatives is affected by the geographic basis risk, so that the spatial dispersion of the offering stations of this type of derivative impacts the ability of the derivative to pay an ideal payoff to the contractor of this instrument. In this work, creating a hypothetical scenario of the availability of precipitation climatic derivatives in Brazil and using the multi-local precipitation model (MPML) of Wilks (1998), it was verified whether regional diversification would be able to reduce geographic base risk in the climate derivatives market, and whether the use of the MPML Model to build the portfolios would be a superior strategy to the alternative approaches, being the inverse distance weighting and historical simulation. For this, the best versions of the MPML model were selected for each studied region, which were Jataí-GO, Campo Mourão-PR and Cruz Alta-RS, according to graphical analysis and observation of the RMSE of the statistics that define each local precipitation process. It was verified that the portfolios constructed using MPML had better performance than the alternative approaches tested in the majority of cases, with basis risk reduction varying between 39.5 % and 63.5 % according to the region studied.

Keywords: Risk Management, Geographical Basis Risk, Regional Diversification, Climate Risk, Climate Derivatives, Weighting Portfolios.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Comparativo das relações de temperatura e precipitação entre Jataí-GO e Rio Verde-GO	28
Figura 2 – Comparativo das relações de temperatura e precipitação entre Campo Mourão-PR e Maringá-PR	29
Figura 3 – Comparativo das relações de temperatura e precipitação entre Cruz Alta-RS e Santa Maria-RS	29
Figura 4 – Mapa das estações com dados disponíveis usados no estudo; em destaque as estações escolhidas como demandantes hipotéticas de derivativos climáticos	36
Figura 5 – Mapa das estações estudadas separadas por regiões escolhidas para o estudo	38
Figura 6 – Séries de <i>Fourier</i> ajustadas aos parâmetros e probabilidades calculados sob base diária e parâmetros e probabilidades estimados sob base mensal para a estação de Jataí-GO	65
Figura 7 – Séries de <i>Fourier</i> ajustadas aos parâmetros e probabilidades calculados sob base diária e parâmetros e probabilidades estimados sob base mensal para a estação de Campo Mourão-PR	66
Figura 8 – Séries de <i>Fourier</i> ajustadas aos parâmetros e probabilidades calculados sob base diária e parâmetros e probabilidades estimados sob base mensal para a estação de Cruz Alta-RS	67
Figura 9 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Mensal de precipitação para a região de Jataí-GO no mês de Janeiro	68
Figura 10 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Mensal de precipitação para a região de Campo Mourão-PR no mês de Janeiro	68
Figura 11 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Mensal de precipitação para a região de Cruz Alta-RS no mês de Janeiro	69
Figura 12 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Diária de precipitação para a região de Jataí-GO no mês de Janeiro	70
Figura 13 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Diária de precipitação para a região de Campo Mourão-PR no mês de Janeiro	71
Figura 14 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Diária de precipitação para a região de Cruz Alta-RS no mês de Janeiro	71
Figura 15 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média em Dias Chuvosos para a região de Jataí-GO no mês de Janeiro	72
Figura 16 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média em Dias Chuvosos para a região de Campo Mourão-PR no mês de Janeiro	72

Figura 17 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média em Dias Chuvosos para a região de Cruz Alta-RS no mês de Janeiro	73
Figura 18 – Relação do Desvio Padrão dos dados sintéticos e empíricos para a região de Jataí-GO no mês de Janeiro	74
Figura 19 – Relação do Desvio Padrão dos dados sintéticos e empíricos para a região de Campo Mourão-PR no mês de Janeiro	74
Figura 20 – Relação do Desvio Padrão dos dados sintéticos e empíricos para a região de Cruz Alta-RS no mês de Janeiro	75
Figura 21 – Relação da Distorção dos dados sintéticos e empíricos para a região de Jataí-GO no mês de Janeiro	75
Figura 22 – Relação da Distorção dos dados sintéticos e empíricos para a região de Campo Mourão-PR no mês de Janeiro	76
Figura 23 – Relação da Distorção dos dados sintéticos e empíricos para a região de Cruz Alta-RS no mês de Janeiro	76
Figura 24 – Relação das Correlações do Processo de Ocorrência entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Jataí-GO no mês de Janeiro	77
Figura 25 – Relação das Correlações do Processo de Ocorrência entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Campo Mourão-PR no mês de Janeiro	78
Figura 26 – Relação das Correlações do Processo de Ocorrência entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Cruz Alta-RS no mês de Janeiro	78
Figura 27 – Relação das Correlações do Processo de Quantidade entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Jataí-GO no mês de Janeiro	79
Figura 28 – Relação das Correlações do Processo de Quantidade entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Campo Mourão-PR no mês de Janeiro	80
Figura 29 – Relação das Correlações do Processo de Quantidade entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Cruz Alta-RS no mês de Janeiro	80
Figura 30 – EQM em função do número de K estações usadas na combinação linear para mimetização do portfólio ideal segundo cada metodologia nas três regiões estudadas para o mês de Novembro	88
Figura 31 – EQM em função do número de K estações usadas na combinação linear para mimetização do portfólio ideal segundo cada metodologia nas três regiões estudadas para o mês de Dezembro	89

Figura 32 – EQM em função do número de K estações usadas na combinação linear para mimetização do portfólio ideal segundo cada metodologia nas três regiões estudadas para o mês de Janeiro	90
Figura 33 – <i>Payoffs</i> hipotéticos obtidos por metodologia de construção de portfólios e <i>payoff</i> do portfólio ideal classificados por região de estudo para os meses de Novembro, $K=4$	93
Figura 34 – <i>Payoffs</i> hipotéticos obtidos por metodologia de construção de portfólios e <i>payoff</i> do portfólio ideal classificados por região de estudo para os meses de Dezembro, $K=4$	94
Figura 35 – <i>Payoffs</i> hipotéticos obtidos por metodologia de construção de portfólios e <i>payoff</i> do portfólio ideal classificados por região de estudo para os meses de Janeiro, $K=4$	95
Figura 36 – Produção Agrícola de Grãos por Mesorregião no Brasil	114
Figura 37 – Valor da produção Agrícola de Grãos por Mesorregião no Brasil	115
Figura 38 – Percentual da Área Total Dedicada a Agricultura por Mesorregião no Brasil	116
Figura 39 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Mensal de precipitação para a região de Jataí-GO no mês de Novembro	117
Figura 40 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Mensal de precipitação para a região de Campo Mourão-PR no mês de Novembro	118
Figura 43 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Mensal de precipitação para a região de Campo Mourão-PR no mês de Dezembro	118
Figura 41 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Mensal de precipitação para a região de Cruz Alta-RS no mês de Novembro	119
Figura 44 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Mensal de precipitação para a região de Cruz Alta-RS no mês de Dezembro	119
Figura 42 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Mensal de precipitação para a região de Jataí-GO no mês de Dezembro	120
Figura 45 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Diária de precipitação para a região de Jataí-GO no mês de Novembro	120
Figura 46 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Diária de precipitação para a região de Campo Mourão-PR no mês de Novembro	121
Figura 47 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Diária de precipitação para a região de Cruz Alta-RS no mês de Novembro	121
Figura 48 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Diária de precipitação para a região de Jataí-GO no mês de Dezembro	122

Figura 49 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Diária de precipitação para a região de Campo Mourão-PR no mês de Dezembro	122
Figura 50 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Diária de precipitação para a região de Cruz Alta-RS no mês de Dezembro	123
Figura 51 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média em Dias Chuvosos para a região de Jataí-GO no mês de Novembro	123
Figura 53 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média em Dias Chuvosos para a região de Cruz Alta-RS no mês de Novembro	124
Figura 54 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média em Dias Chuvosos para a região de Jataí-GO no mês de Dezembro	124
Figura 55 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média em Dias Chuvosos para a região de Campo Mourão-PR no mês de Dezembro	125
Figura 56 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média em Dias Chuvosos para a região de Cruz Alta-RS no mês de Dezembro	125
Figura 57 – Relação do Desvio Padrão dos dados sintéticos e empíricos para a região de Jataí-GO no mês de Novembro	126
Figura 58 – Relação do Desvio Padrão dos dados sintéticos e empíricos para a região de Campo Mourão-PR no mês de Novembro	126
Figura 59 – Relação do Desvio Padrão dos dados sintéticos e empíricos para a região de Cruz Alta-RS no mês de Novembro	127
Figura 60 – Relação da Distorção dos dados sintéticos e empíricos para a região de Jataí-GO no mês de Novembro	127
Figura 61 – Relação da Distorção dos dados sintéticos e empíricos para a região de Campo Mourão-PR no mês de Novembro	128
Figura 62 – Relação da Distorção dos dados sintéticos e empíricos para a região de Cruz Alta-RS no mês de Novembro	128
Figura 63 – Relação do Desvio Padrão dos dados sintéticos e empíricos para a região de Jataí-GO no mês de Dezembro	129
Figura 64 – Relação do Desvio Padrão dos dados sintéticos e empíricos para a região de Campo Mourão-PR no mês de Dezembro	129
Figura 65 – Relação do Desvio Padrão dos dados sintéticos e empíricos para a região de Cruz Alta-RS no mês de Dezembro	130
Figura 66 – Relação da Distorção dos dados sintéticos e empíricos para a região de Jataí-GO no mês de Dezembro	130
Figura 67 – Relação da Distorção dos dados sintéticos e empíricos para a região de Campo Mourão-PR no mês de Dezembro	131
Figura 68 – Relação da Distorção dos dados sintéticos e empíricos para a região de Cruz Alta-RS no mês de Dezembro	131

Figura 69 – Relação das Correlações do Processo de Ocorrência entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Jataí-GO no mês de Novembro	132
Figura 52 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média em Dias Chuvosos para a região de Campo Mourão-PR no mês de Novembro	133
Figura 70 – Relação das Correlações do Processo de Ocorrência entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Campo Mourão-PR no mês de Novembro	133
Figura 71 – Relação das Correlações do Processo de Ocorrência entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Cruz Alta-RS no mês de Novembro	134
Figura 72 – Relação das Correlações do Processo de Quantidade entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Jataí-GO no mês de Novembro	134
Figura 73 – Relação das Correlações do Processo de Quantidade entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Campo Mourão-PR no mês de Novembro	135
Figura 74 – Relação das Correlações do Processo de Quantidade entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Cruz Alta-RS no mês de Novembro	135
Figura 75 – Relação das Correlações do Processo de Ocorrência entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Jataí-GO no mês de Dezembro	136
Figura 76 – Relação das Correlações do Processo de Ocorrência entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Campo Mourão-PR no mês de Dezembro	136
Figura 77 – Relação das Correlações do Processo de Ocorrência entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Cruz Alta-RS no mês de Dezembro	137
Figura 78 – Relação das Correlações do Processo de Quantidade entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Jataí-GO no mês de Dezembro	137
Figura 79 – Relação das Correlações do Processo de Quantidade entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Campo Mourão-PR no mês de Dezembro	138
Figura 80 – Relação das Correlações do Processo de Quantidade entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Cruz Alta-RS no mês de Dezembro	138

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Resumo das contribuições na literatura de modelos paramétricos geradores de dados de precipitação diária	32
Tabela 2 – Informações das estações da Região de Jataí-GO	37
Tabela 3 – Informações das estações da Região de Campo Mourão-PR	37
Tabela 4 – Informações das estações da Região de Cruz Alta-RS	37
Tabela 5 – Nomenclatura utilizada para cada abordagem do modelo de Wilks (1998)	51
Tabela 6 – Seleção do número ótimo de harmônicos do ajuste de p_0 e p_1 às séries de <i>Fourier</i> segundo critério AIC e outras informações relevantes para a estação de Jataí-GO	57
Tabela 7 – Seleção do número ótimo de harmônicos do ajuste de p_0 e p_1 às séries de <i>Fourier</i> segundo critério AIC e outras informações relevantes para a estação de Campo Mourão-PR	58
Tabela 8 – Seleção do número ótimo de harmônicos do ajuste de p_0 e p_1 às séries de <i>Fourier</i> segundo critério AIC e outras informações relevantes para a estação de Cruz Alta-RS	58
Tabela 9 – Seleção do número ótimo de harmônicos do ajuste de λ à série de <i>Fourier</i> segundo critério AIC e outras informações relevantes para a estação de Jataí-GO	60
Tabela 10 – Seleção do número ótimo de harmônicos do ajuste de α e β às séries de <i>Fourier</i> segundo critério AIC e outras informações relevantes para a estação de Jataí-GO	60
Tabela 11 – Seleção do número ótimo de harmônicos do ajuste de α, λ_1 e λ_2 às séries de <i>Fourier</i> segundo critério AIC e outras informações relevantes para a estação de Jataí-GO	61
Tabela 12 – Seleção do número ótimo de harmônicos do ajuste de λ à série de <i>Fourier</i> segundo critério AIC e outras informações relevantes para a estação de Campo Mourão-PR	61
Tabela 13 – Seleção do número ótimo de harmônicos do ajuste de α e β às séries de <i>Fourier</i> segundo critério AIC e outras informações relevantes para a estação de Campo Mourão-PR	62
Tabela 14 – Seleção do número ótimo de harmônicos do ajuste de α, λ_1 e λ_2 às séries de <i>Fourier</i> segundo critério AIC e outras informações relevantes para a estação de Campo Mourão-PR	62
Tabela 15 – Seleção do número ótimo de harmônicos do ajuste de λ à série de <i>Fourier</i> segundo critério AIC e outras informações relevantes para a estação de Cruz Alta-RS	63

Tabela 16 – Seleção do número ótimo de harmônicos do ajuste de α e β às séries de <i>Fourier</i> segundo critério AIC e outras informações relevantes para a estação de Cruz Alta-RS	63
Tabela 17 – Seleção do número ótimo de harmônicos do ajuste de α, λ_1 e λ_2 às séries de <i>Fourier</i> segundo critério AIC e outras informações relevantes para a estação de Cruz Alta-RS	64
Tabela 18 – Seleção de modelo gerador de precipitação diária para a região de Jataí-GO por meio do EQM de cada estatística relevante	81
Tabela 19 – Seleção de modelo gerador de precipitação diária para a região de Campo Mourão-PR por meio do EQM de cada estatística relevante	81
Tabela 20 – Seleção de modelo gerador de precipitação diária para a região de Cruz Alta-RS por meio do EQM de cada estatística relevante	82
Tabela 21 – Resumo do processo de seleção de modelo para as três regiões estudadas	82
Tabela 22 – EQM para precipitação diária e opção de venda no mês de Novembro em função do número de K estações vizinhas utilizadas na combinação linear para mimetização dos dados das estações de Jataí-GO, Campo Mourão-PR e Cruz Alta-RS com dados observados	84
Tabela 23 – EQM para precipitação diária e opção de venda no mês de Dezembro em função do número de K estações vizinhas utilizadas na combinação linear para mimetização dos dados das estações de Jataí-GO, Campo Mourão-PR e Cruz Alta-RS com dados observados	84
Tabela 24 – EQM para precipitação diária e opção de venda no mês de Janeiro em função do número de K estações vizinhas utilizadas na combinação linear para mimetização dos dados das estações de Jataí-GO, Campo Mourão-PR e Cruz Alta-RS com dados observados	84
Tabela 25 – EQM para opção de venda no mês de Novembro em função do número de K estações vizinhas utilizadas na combinação linear para mimetização dos dados das estações de Jataí-GO, Campo Mourão-PR e Cruz Alta-RS com dados simulados de acordo com cada metodologia de construção de portfólios	87
Tabela 26 – EQM para opção de venda no mês de Dezembro em função do número de K estações vizinhas utilizadas na combinação linear para mimetização dos dados das estações de Jataí-GO, Campo Mourão-PR e Cruz Alta-RS com dados simulados de acordo com cada metodologia de construção de portfólios	87

Tabela 27 – EQM para opção de venda no mês de Janeiro em função do número de K estações vizinhas utilizadas na combinação linear para mimetização dos dados das estações de Jataí-GO, Campo Mourão-PR e Cruz Alta-RS com dados simulados de acordo com cada metodologia de construção de portfólios	88
Tabela 28 – Resumo das vezes em que os modelos MPML superaram as abordagens alternativas para mimetização do portfólio ideal de acordo com o número de K estações usadas na composição linear para as três regiões de estudo nos meses de Novembro	91
Tabela 29 – Resumo das vezes em que os modelos MPML superaram as abordagens alternativas para mimetização do portfólio ideal de acordo com o número de K estações usadas na composição linear para as três regiões de estudo nos meses de Dezembro	91
Tabela 30 – Resumo das vezes em que os modelos MPML superaram as abordagens alternativas para mimetização do portfólio ideal de acordo com o número de K estações usadas na composição linear para as três regiões de estudo nos meses de Janeiro	92
Tabela 31 – Desempenho dos modelos MPML na redução do risco climático em relação a distância média entre as estações de interesse e suas vizinhas mais próximas	92
Tabela 32 – Variação do risco climático e risco de base geográfico obtido por cada versão do MPML nos três meses estudados para a região de Jataí-GO	96
Tabela 33 – Variação do risco climático e risco de base geográfico obtido por cada versão do MPML nos três meses estudados para a região de Campo Mourão-PR	96
Tabela 34 – Variação do risco climático e risco de base geográfico obtido por cada versão do MPML nos três meses estudados para a região de Cruz Alta-PR	97
Tabela 35 – Informações sobre as Estações	107

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AIC	Akaike's information Criterion
BDMEP	Banco de Dados Meteorológicos para Ensino e Pesquisa
BIC	Bayesian information criterion
CME	Chicago Mercantile Exchange
CONAB	Companhia Nacional de Abastecimento
EQM	Erro Quadrático Médio
EUA	Estados Unidos da América
FS	Fourier Series
INMET	Instituto Nacional de Meteorologia
IPEA	Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada
MPML	Modelo de Precipitação Multi-Local
MPLU	Modelo de Precipitação Local-Único
MQO	Mínimos Quadrados Ordinários
MV	Máxima-Verossimilhança
OMM	Organização Meteorológica Mundial
SQR	Soma dos Quadrados dos Resíduos

SUMÁRIO

	INTRODUÇÃO	20
1	O MERCADO DE DERIVATIVOS	23
1.1	Os principais produtos	23
1.1.1	Mercado a Termo	23
1.1.2	Mercado Futuro	24
1.1.3	Mercado de Opções	24
1.1.4	Contrato de <i>Swaps</i>	25
1.2	O Mercado de Derivativos Climáticos e o do Seguros	25
1.3	Risco de Base	26
1.3.1	Risco de base geográfico e tipos de índices	28
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	30
2.1	Revisão sobre modelos de simulação de séries diárias de precipitação	30
2.1.1	Classes de geradores de dados de precipitação	30
2.1.2	Evidências de estudos brasileiros	33
2.2	Revisão sobre derivativos climáticos	33
3	METODOLOGIA	35
3.1	Dados	35
3.2	Apresentação do Modelo de Precipitação Multi-local (MPML)	39
3.2.1	Modelo de Precipitação Local-único (MPLU)	39
3.2.2	Modelo de Precipitação Multi-local (MPML)	46
3.2.3	Seleção do processo de precipitação e composição do portfólio	51
3.3	Modelos de Referência	52
3.3.1	Simulação Histórica	52
3.3.2	Ponderação pelo inverso da distância	53
3.4	Implementação do MPML e dos modelos de referência à criação de portfólios de derivativos climáticos	53
3.4.1	Payoff e o Índice subjacente	53
3.4.2	Seleção do número de Localidades relevantes	54
3.4.3	Software e pacotes	54
4	RESULTADOS	56
4.1	Seleção do Modelo de Precipitação	56
4.1.1	Processo de Ocorrência sob base diária e mensal - MPLU	57

4.1.2	Processo de Quantidade sob base diária e mensal - MPLU	59
4.1.3	Observações acerca das probabilidades e parâmetros obtidos na aplicação do MPLU	63
4.1.4	Simulação e seleção da melhor variante do modelo de Wilks (1998) - MPML	65
4.2	Composição de portfólios	82
4.2.1	Análise com dados observados	83
4.2.2	Análise com simulação	86
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	98
5.1	Discussão	98
5.2	Conclusão	99
	REFERÊNCIAS	101
	ANEXOS	106
	ANEXO A – INFORMAÇÕES SOBRE AS ESTAÇÕES	107
	ANEXO B – INFORMAÇÕES SOBRE ÁREAS AGRÍCOLAS	114
	ANEXO C – COMPARATIVO DE VERSÕES DO MODELO MPML POR ESTATÍSTICA RELEVANTE - MESES DE NO- VEMBRO E DEZEMBRO	117
C.1	Médias mensais	117
C.2	Médias diárias	120
C.3	Média de precipitação apenas em dias chuvosos	123
C.4	Desvio Padrão e Distorção	126
C.5	Correlação do Processo de Ocorrência e Quantidade	132

INTRODUÇÃO

Dos riscos aos quais a atividade agrícola está sujeita, os riscos climáticos são dos mais relevantes. Não apenas a produção agrícola é afetada, mas todas as atividades a ela encadeadas, para frente ou para trás, por externalidades geradas pela variação da produção no campo ou por fatores internos que ligam diretamente cada atividade às variações do clima. Historicamente, a gestão deste tipo de risco é feita com seguros, mas a partir da década de 90 foram criados os derivativos climáticos como alternativa, sendo hoje negociados em países como Canadá, EUA e no continente Europeu (SKEES, 2001; LEMOS, 2013).

De forma diferente dos mercados de seguros tradicionais, este tipo de instrumento financeiro tem sua indenização, ou *payoff*, calculado com base em índices climáticos coletados em estações meteorológicas independentes, não levando em conta a perda real sofrida pelo agente contratante. Desta forma, problemas comuns aos mercados de seguros, como risco moral e seleção adversa, são superados. Entretanto, apesar de aparentar ser uma alternativa vantajosa ao contratante, o mercado de derivativos climáticos tem crescido de forma lenta (RICHARDS; MANFREDO; SANDERS, 2004).

Uma das principais barreiras à expansão do mercado de derivativos climáticos é própria de qualquer mercado de derivativos, o risco de base, mais especificamente o risco de base geográfico. Este problema é função de dois fatores principais, a densidade geográfica do conjunto de estações meteorológicas utilizado para oferecimento dos derivativos, e da forma como se correlacionam os índices climáticos no local de coleta dos dados (estação ofertante de derivativo) e no local do comprador (área que se quer proteger) (RITTER; MUSSHOF; ODENING, 2014). Além disso, o risco de base geográfico varia de acordo com o tipo de índice usado como referência pelo derivativo climático, de forma que alguns tipos de derivativos, como os que levam em conta índices de precipitação, possuem maior risco de base atrelado devido à menor correlação espacial entre as diferentes localidades, se comparados com os que levam em conta índices de temperatura, por exemplo. Alguns trabalhos foram realizados a fim de buscar uma solução para o problema de risco de base no mercado de derivativos, como os trabalhos de Ritter, Musshoff e Odening (2014), Manfredo e Richards (2009) e Golden, Wang e Yang (2007), fornecendo base para a discussão deste problema.

No Brasil o mercado de derivativos climáticos é inexistente, apesar do grande potencial agrícola, energético e turístico do país ¹. Por este motivo, a literatura sobre derivativos climáticos é carente de evidências para o caso brasileiro, uma vez que o estudo

¹ Como será visto a frente, estas atividades são influenciadas por eventos climáticos, sendo portanto potenciais demandantes de derivativos climáticos.

para o país exige a construção de cenários hipotéticos.

Assim, este trabalho se propõe a apresentar uma evidência do estudo de derivativos climáticos para o caso brasileiro. A proposta é apresentar um modelo de minimização do risco de base geográfico de um derivativo que leva em conta um índice de precipitação para definição dos *payoffs* por meio da diversificação regional na construção de portfólios, inspirado no trabalho de Ritter, Musshoff e Odening (2014). Para isso, será utilizado o modelo de precipitação multi-local (MPML), apresentado por Wilks (1998), como instrumento de previsão dos portfólios² ideais de derivativos climáticos. O processo metodológico será dividido em duas partes.

A primeira parte será voltada a escolha das versões do modelo de Wilks (1998) que melhor se adaptam à cada região estudada, por meio da avaliação da capacidade de cada versão do modelo em reproduzir as características do processo de precipitação de cada local. Este exercício pode ser considerado como a primeira implementação de um modelo de geração de dados sintéticos de precipitação multivariado no Brasil³.

A segunda parte se dedicará à avaliação do desempenho desta metodologia, em relação às abordagens de referência usadas como *benchmark*, em produzir portfólios ótimos de derivativos⁴ através da construção de um cenário hipotético de oferta de derivativos climáticos indexados à índices de precipitação. O objetivo é demonstrar que o uso desta metodologia não só é capaz de reduzir o risco climático do comprador dos derivativos, como minimizar o risco de base geográfico, resultado do uso dos derivativos, por meio do uso de um portfólio de derivativos ao invés do uso exclusivo do derivativo ofertado na localidade mais próxima.

Este trabalho é dividido cinco capítulos além desta Introdução. O CAPÍTULO 1 oferece um *overview* sobre o funcionamento e principais produtos de um mercado de derivativos, para o melhor entendimento e fundamentação do assunto abordado por este trabalho, além de definições e apontamentos sobre o problema do risco de base. O CAPÍTULO 2 apresenta a revisão de bibliografia fundamental para o estudo, dividida em duas seções, uma referente aos principais modelos de geração de dados de precipitação, e outra apresentando maior fundamentação sobre a literatura específica sobre derivativos climáticos. Em seguida, no CAPÍTULO 3, é apresentada a metodologia em detalhes, com descrição da base de dados utilizada, do Modelo de precipitação Multi-local, dos modelos de referência e da implementação do MPML e demais modelos à criação dos portfólios de derivativos. No CAPÍTULO 4 são apresentados os resultados e, finalmente, no CAPÍTULO

² Um portfólio corresponde a um conjunto de aplicações financeiras mantido por uma instituição ou indivíduo. A manutenção de um portfólio de aplicações faz parte de uma estratégia de diversificação, com o intuito de diminuir riscos, conforme apresenta a Moderna Teoria do Portfólio (NETO, 2003).

³ Foram geradas séries de 1000 anos de dados sintéticos de precipitação para cada região escolhida.

⁴ Esses portfólios serão construídos com os derivativos ofertados nas localidades vizinhas da localidade que se deseja proteger, conforme será destacado na metodologia.

5, é apresentada a conclusão e comentários acerca dos resultados.

1 O MERCADO DE DERIVATIVOS

1.1 Os principais produtos

Derivativos são instrumentos financeiros criados para gestão de riscos, protegendo seus contratantes contra flutuações de um índice ou preço de algum ativo, por meio da transferência de parte do risco da atividade para investidores com maior capacidade de absorção, como seguradoras e fundos de investimento (LEMOS, 2013). Essa proteção, ou *hedge*, é alcançada no mercado de derivativos por representar uma posição contrária a atividade que se deseja proteger, proporcionando compensações em relação às posições assumidas. Conforme apresenta Neto (2003), na gestão de riscos, costuma-se considerar quatro tipos de derivativos, os contratos futuro, os contratos a termo, as opções e as *swaps*. Cada um desses derivativos apresenta um conjunto de características específicas, levando a vantagens e desvantagens em seu uso.

1.1.1 Mercado a Termo

Conforme apresenta Neto (2003), o mercado a termo é um mercado no qual:

“...são realizadas operações de compra e venda de contratos de ativos, para liquidação em uma data futura, e preço previamente fixado. Os contratos a termo podem ser de compra, onde o pagador obriga-se a pagar o preço previamente ajustado e receber o ativo-objeto referente ao contrato, e de venda, onde o vendedor tem por obrigação receber o valor acertado previamente com o comprador e realizar a entrega física do ativo-objeto do contrato.”

Neste tipo de mercado não é necessário pagamento de um adiantamento na compra, mas isto pode ocorrer em alguns casos. Este tipo de derivativo, então, tem por principal característica a entrega ou recebimento do produto ao preço combinado no vencimento do contrato, conforme argumentam Marques, Mello e Martines (2006). Outra característica marcante deste tipo de derivativo é a forma como ocorre sua negociação, que é, predominantemente, em balcão, ou, como no jargão financeiro, *over the counter* e em bolsas locais. Desta forma este mercado tem abrangência limitada, sendo apenas localmente negociado.

Conforme Marques, Mello e Martines (2006), este tipo de contrato resolve o problema de encontrar um comprador ou vendedor para o ativo, mas são mantidos os riscos de armazenagem inadequada ou fatores econômicos adversos, por exemplo. Além disso, ainda conforme os autores, devido a particularidades dos termos negociados entre as partes, a transferência de titularidade dos contratos a terceiros pode ser pouco atraente

e raramente ocorre na prática. Os contratos neste tipo de mercado, portanto, não são padronizados e não há um órgão responsável pela garantia de cumprimento dos contratos, devido a particularidade da negociação.

1.1.2 Mercado Futuro

O mercado futuro é uma derivação do mercado a termo, seguindo a mesma definição básica. Neste mercado também são negociados contratos de compra e venda de um ativo-objeto, com data de liquidação futura definida e preços previamente fixados. Entretanto, em contraste com o mercado a termo, no mercado futuro não há obrigação de entrega ou recebimento do ativo-objeto na liquidação do contrato, de forma que os contratos são puramente financeiros. Desta forma, sem a obrigação da entrega do produto ao vencimento do contrato, o comprador do contrato futuro garante a venda (ou compra) do produto no vencimento do contrato ao preço definido pois a variação do preço que ele conseguir na venda do produto físico no futuro, equivalente ao *strike*¹, em relação ao preço contratado será compensada pelos ganhos obtidos no mercado financeiro.

Conforme Neto (2003), o preço do ativo tende a ser igual ao preço praticado no mercado físico do produto somado a um acréscimo referente a remuneração da taxa de juros acumulada no período entre a negociação do contrato e sua data de liquidação.

Os contratos futuros são padronizados, negociados e garantidos em Bolsas de Valores, no caso brasileiro a BM&F Bovespa. Além disso, nos mercados futuros existem compensações diárias nos preços dos contratos relacionadas as variações nos preços dos ativos no mercado físico, conforme Neto (2003).

A limitação deste tipo de derivativo é a impossibilidade de participação em ganhos relacionados a variações dos preços ou índices em sentidos favoráveis ao comprador, uma vez que neste tipo de contrato o preço ou valor do índice definido na contratação é necessariamente garantido ao vencimento via compensações do mercado financeiro, sejam elas positivas ou negativas. Além disso, a baixa flexibilidade das negociações pode ser considerada como limitação, uma vez que os contratos são padronizados, não permitindo personalização das condições de negociação.

1.1.3 Mercado de Opções

Conforme Marques, Mello e Martines (2006), no mercado de opções “se paga um certo valor para se ter o direito, mas não a obrigação, de escolha de um determinado curso de ação no mercado (comprar um produto a um preço pré-determinado, por exemplo).” As

¹ O *strike* de um derivativo é igual ao seu valor no momento do vencimento do contrato, comumente equivalente ao valor do índice ou preço do ativo subjacente do contrato no momento da liquidação, de forma que a remuneração financeira do derivativo é função da diferença do valor do índice ou preço do ativo no momento de contratação do derivativo e seu *strike*.

opções podem ser de compra (*call*), dando ao titular o direito de comprar o ativo ao preço determinado previamente, ou de venda (*put*), que de forma análoga dá o direito de venda do ativo ao preço estabelecido no momento de contratação do derivativo. Conforme Neto (2003), para ter este direito o comprador da opção deve pagar um prêmio ao lançador da opção, geralmente definido como uma porcentagem do valor do contrato. Existem dois tipos principais de opções, a europeia e a americana, que se diferenciam em relação ao momento de exercício da opção. Enquanto na primeira a opção só pode ser exercida no vencimento do contrato, na segunda a opção pode ser exercida em qualquer momento do prazo estabelecido para o contrato.

Este tipo de instrumento tem como limitação a restrição de negociação resultante da padronização dos contratos, assim como nos contratos futuros, e a não recuperação do prêmio pago ao lançador independente da escolha por exercício ou não da opção.

1.1.4 Contrato de *Swaps*

O mercado de *swaps* não envolve negociação de ativos, sendo definidos por trocas de taxas de juros ou de índices referentes a um empréstimo, conforme acordo entre as partes. Conforme apresenta Neto (2003), "através do *swap* somente os fluxos de caixa são trocados por um certo período, e não o principal". Por isso é comum ouvir que um contrato de *swap* promove uma troca de posições.

A principal limitação deste tipo de derivativo está na baixa abrangência do seu mercado, que se limita a troca de posições em relação a índices.

1.2 O Mercado de Derivativos Climáticos e o do Seguros

O mercado de derivativos climáticos é recente, com primeiros contratos negociados apenas nos anos 90, surgindo com a expansão dos mercados de derivativos originais (SKEES, 2001). Foram criados para proteger seus contratantes contra variações imprevistas das condições climáticas, medidas através de índices subjacentes obtidos por estações meteorológicas independentes e divulgados de forma transparente (LEMOS, 2013). A negociação ocorre de diferentes formas, podendo ser *over the counter* ou em bolsa de valores.

Os índices podem levar em conta condições de temperatura, precipitação, umidade, ventos, neve etc. Entretanto, os índices mais utilizados são temperatura, precipitação, ventos e vazão em rios e canais (LEMOS, 2013), negociados normalmente em contratos de opção, por seu impacto direto nos resultados econômicos de alguns setores, como agricultura, pecuária, turismo, energia, transporte, entre outros.

Uma das principais motivações para o uso de derivativos climáticos está relacionada à vantagens desse tipo de instrumento financeiro em relação ao seu principal substituto, o

mercado de seguros. Estas vantagens podem ser resumidas conforme apresentam Richards, Manfredo e Sanders (2004):

- Seguros, normalmente, estão vinculados a uma área específica e, no momento de reivindicação de indenização, o agente contratante do seguro deve comprovar a perda na área especificada no contrato. Derivativos são flexíveis, não possuindo vínculo direto com o produto ou área específica a ser protegida;
- Seguros são desenhados para cobrir apenas riscos pouco frequentes de grande intensidade e não riscos frequentes de baixa intensidade. Derivativos cobrem qualquer flutuação de um índice específico em relação ao valor do *strike* definido pelo contrato;
- Seguros são baseados em perdas de firmas individuais, sujeitos a critérios subjetivos, *moral hazard* e seleção adversa, de forma que a alternativa de derivativos climáticos fundados em critérios objetivos pode ser preferível.

Os autores ainda argumentam que, apesar dessas vantagens, o mercado de derivativos climáticos cresce de forma lenta, devido à ausência de bases de dados climáticos relevantes e divergências quanto ao modelo de precificação ideal, além da existência de importantes riscos de base ². O problema do risco de base se torna ainda mais relevante quando os derivativos são ofertados com base em poucas estações climatológicas ³. Desta forma, o risco de base deve ser observado antes de qualquer tomada de decisão de proteção com uso desses instrumentos.

1.3 Risco de Base

O risco de base não é exclusividade do mercado de derivativos climáticos, sendo observado na negociação de outros tipos de derivativos. O risco de base é resultado da correlação imperfeita entre o *payoff*⁴ pago pelo derivativo e o *payoff* ideal para o *hedge* do comprador (NETO, 2003), levando a um resultado de *hedge* imperfeito e, por conseguinte, incapacidade do derivativo em realizar sua principal função. De forma geral, essa diferença entre os *payoffs* pode ser resultado de:

- diferenças entre os indexadores dos ativos;
- desalinhamento entre momento do tempo em que o *payoff* do derivativo é apurado e o momento no tempo em que a perda do comprador acontece (*timing*);

² Definido na próxima seção deste trabalho.

³ O baixo número de estações usadas para oferta de derivativos climáticos é uma limitação visível da Chicago Mercantile Exchange (CME), uma das principais bolsas de valores do mundo, sendo ao mesmo tempo causa e resultado do baixo crescimento do mercado de derivativos climáticos nos EUA.

⁴ Remuneração ou compensação financeira recebida pelo comprador do derivativo. É por meio do pagamento do *payoff* que a posição contratada é garantida e o *hedge* é realizado.

- desalinhamento dos prazos do contrato e da atividade a ser protegida.

No caso dos derivativos climáticos, os agentes expostos à choques climáticos, com o objetivo de proteger uma dada localização contra esses choques adversos de clima por meio do uso de derivativos climáticos, devem se preocupar com três tipos de risco de base, conforme Rohrer (2004):

Risco de Base Temporal

O Risco de base temporal é semelhante ao presente em outros mercados de derivativos, sendo definido no mercado de derivativos climáticos como a diferença entre o período do tempo da exposição do comprador ao evento climático e o período no tempo de referência do contrato do derivativo. Por exemplo, no caso de um produtor agrícola interessado na proteção de sua plantação, o risco de base relacionado ao tempo ocorre quando períodos do ciclo biológico da planta de maior sensibilidade em relação aos eventos climáticos não podem ser captados pelo derivativo climático. Este tipo de risco é objeto do estudo de Hess, Richter e Stoppa (2002), com a análise da exposição de plantações a variações de precipitação em Marrocos.

Risco de Base do Produto

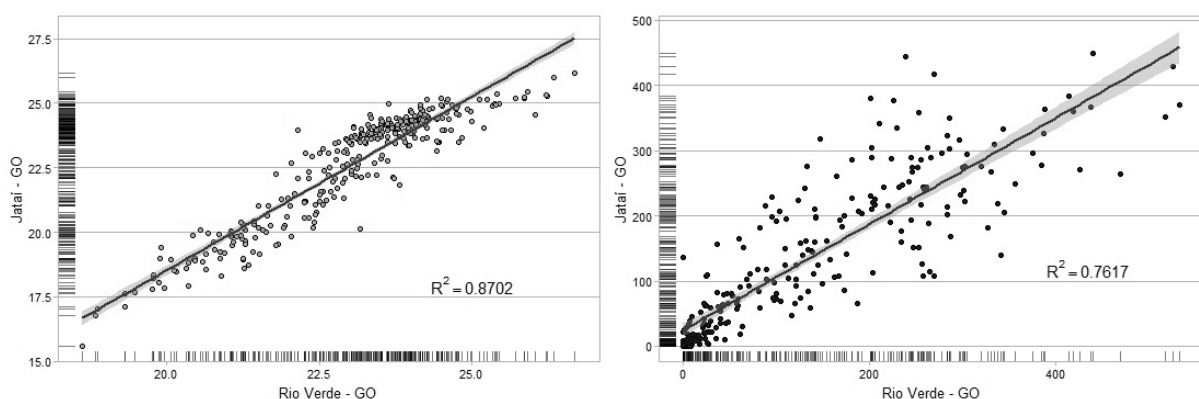
O Risco de Base do produto emerge quando a diferença entre o *payoff* do derivativo e o *payoff* ideal necessário para compensação do prejuízo resultado da exposição ao evento climático é resultado de um erro de precificação do próprio derivativo ou de uma correlação imperfeita entre o índice utilizado e a atividade a ser protegida. Desta forma, esse tipo de risco de base é resultado de uma incapacidade do próprio instrumento derivativo em proteger o comprador, não tendo relação com a localização ou horizonte temporal de apuração do *payoff* do derivativo.

Risco de Base Geográfico

O Risco de base geográfico pode ser definido como a diferença entre o *payoff* do derivativo recebido pelo comprador e o prejuízo resultado da exposição justificada pela diferença de localização entre o local a ser protegido e o local onde está instalada a base de aferição do índice de indexação do derivativo. Desta forma, como a maioria dos derivativos climáticos têm por referência apenas algumas estações, a maioria dos contratos de derivativos possuem esse tipo de risco, a não ser que a estação de aferição do índice seja localizada exatamente no mesmo local que se deseja proteger. Este é o tipo de risco de base tratado neste trabalho.

1.3.1 Risco de base geográfico e tipos de índices

Conforme Hess, Richter e Stoppa (2002), a importância do risco de base depende do tipo de índice subjacente do derivativo. Isso ocorre pela forma como a variável de interesse do índice se comporta geograficamente. Nas FIGURAS 1, 2 e 3, compara-se a correlação dos índices de temperatura média mensal e precipitação acumulada mensal⁵ entre as localidades de Jataí-GO, Campo Mourão-PR e Cruz Alta-RS⁶ e as localidades de Rio Verde-GO, Maringá-PR e Santa Maria-RS⁷.



(a) Relação das médias mensais de temperatura de Jataí-Rio Verde [°C] (b) Relação da médias acumuladas mensais de precipitação de Jataí-Rio Verde [mm]

Figura 1 – Comparativo das relações de temperatura e precipitação entre Jataí-GO e Rio Verde-GO

Fonte: Elaborado pelo autor com base em dados do INMET (2017)

Observando os três casos, pode-se ver que a correlação das médias mensais de temperatura entre as localidades comparadas é visivelmente maior que a correlação das séries de médias mensais de precipitação entre as mesmas localidades. Esse resultado é confirmado pela análise dos respectivos coeficientes de determinação, R^2 , que são superiores à 87% nos três comparativos de temperatura e inferiores a 77% nos comparativos de precipitação.

A partir desta observação, pode-se concluir que um agente interessado em proteger sua atividade de intempéries climáticas estaria menos sujeito a problemas de imprecisão relacionados a sua distância até a estação de referência do derivativo se o derivativo contratado fosse do tipo de temperatura. Esse é um dos principais motivos pelos quais a maioria dos contratos de derivativos climáticos negociados no mundo seja com índices subjacentes relacionados à temperatura, cerca de 90% (WOODARD; GARCIA, 2008).

⁵ Nas situações em que foi constatada a presença de dados faltantes nas séries para um dado dia ou período, foi realizada interpolação utilizando os dados dos dias anteriores e posteriores aos dias ou períodos que possuíam indisponibilidade de dados.

⁶ A escolha dessas localidades será justificada a frente, sendo elas as localidades de referência deste trabalho.

⁷ A escolha dessas localidades se justifica por serem a localização das estações climatológicas mais próximas às localidades de interesse disponíveis na base de dados utilizada neste trabalho.

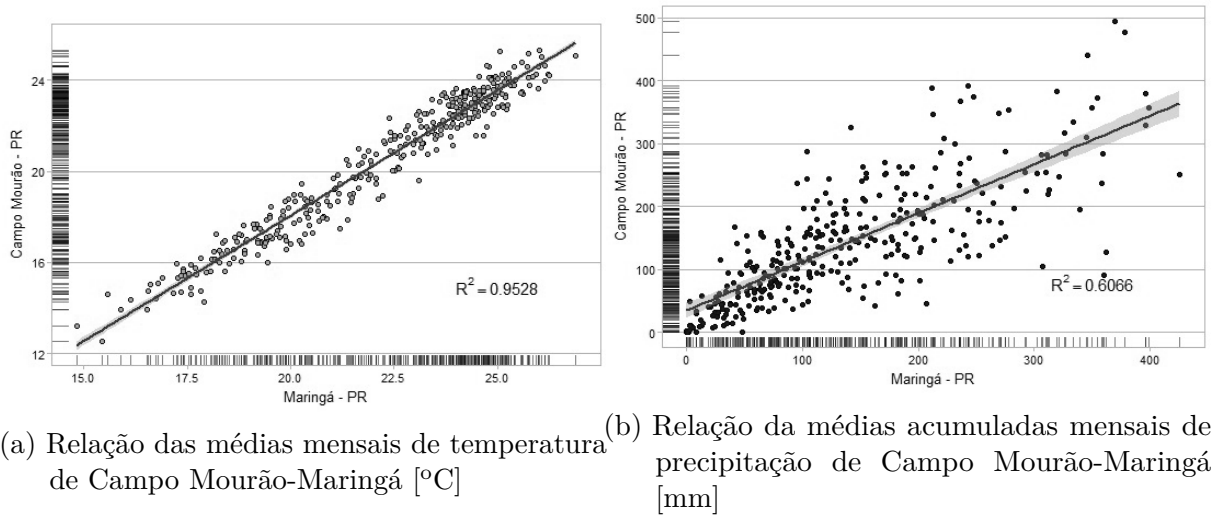


Figura 2 – Comparativo das relações de temperatura e precipitação entre Campo Mourão-PR e Maringá-PR

Fonte: Elaborado pelo autor com base em dados do INMET (2017)

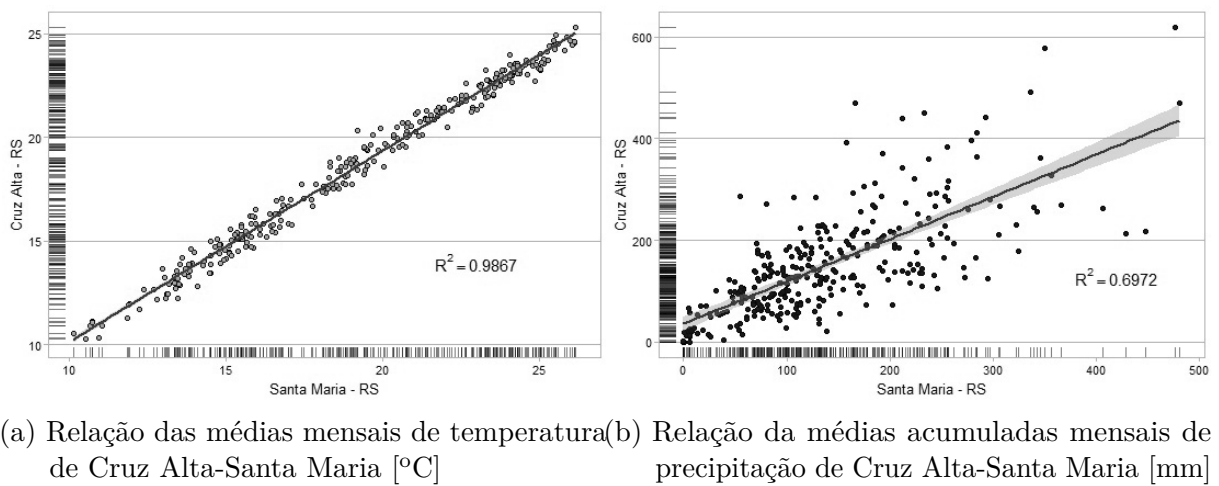


Figura 3 – Comparativo das relações de temperatura e precipitação entre Cruz Alta-RS e Santa Maria-RS

Fonte: Elaborado pelo autor com base em dados do INMET (2017)

Essa situação se apresenta como um limitante a expansão do mercado de derivativos climáticos, uma vez que restringe o público consumidor a agentes cuja atividade é mais sensível à temperatura, como o setor elétrico, deixando inexplorado setores com grande potencial de demanda por esse tipo de produto, como o setor agrícola, que possui uma relação mais complexa com as variáveis climáticas, não se limitando a variável de temperatura. Neste sentido, estudos que visam a mitigação deste tipo de risco de base se tornam importantes, não só para melhorar a qualidade da proteção oferecida, mas para viabilizar o uso deste instrumento por novas classes de consumidores.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

A revisão de bibliografia está dividida em duas partes, a primeira se dedica a recuperar os principais modelos de simulação de dados de precipitação diária presentes na literatura, fornecendo as bases para a compreensão do modelo utilizado na primeira parte dos resultados desse trabalho, enquanto que a segunda parte foca a apresentação das principais evidências da literatura sobre derivativos climáticos, fundamentando a discussão e definindo as bases para a segunda parte da análise deste trabalho.

2.1 Revisão sobre modelos de simulação de séries diárias de precipitação

2.1.1 Classes de geradores de dados de precipitação

A revisão dos principais modelos de simulação de dados de séries de precipitação será feita com base no trabalho de Detzel e Mine (2009), que apresentam uma revisão recente deste tipo de modelos. Conforme apresentam os autores, modelos de geração estocástica de dados sintéticos de precipitação vêm para suprir a necessidade de séries de dados mais longas, muitas vezes indisponíveis, em atividades como produção agrícola, geração de energia, operação de sistemas hidrotérmicos, entre outras. Os modelos podem ser divididos em três grupos, os modelos semi-paramétricos, os modelos paramétricos e os modelos não paramétricos (BRISSETTE; KHALILI; LECONTE, 2007), de forma que a apresentação dos principais desenvolvimentos dessa literatura pode ser dividida em três partes, com cada parte se ocupando de um desses grupos.

No grupo dos modelos semi-paramétricos se destaca o trabalho de Semenov et al. (1998). Neste trabalho, os autores apresentaram o modelo LARS-WG, e o testaram em 18 localidades distribuídas entre EUA, Europa e Ásia. Os resultados apontaram para um melhor desempenho deste modelo semi-paramétrico em relação à abordagem de referência utilizada, o modelo WGEN ¹, devido a sua versatilidade, podendo ser aplicado em diferentes regiões climatológicas. Entretanto essa versatilidade vem com o custo de estimação de um grande número de parâmetros, 21 no total. Além deste trabalho, o modelo LARS-WG foi usado por Semenov e Brooks (1999) em um trabalho realizado com dados de três localidades da Grã-Bretanha e, assim como no trabalho anterior, os resultados apontaram para um bom desempenho do modelo. Conforme apresentam Detzel e Mine (2009), modelos

¹ O modelo WGEN corresponde a um *software* de geração de dados climáticos diversos, entre os quais, precipitação, temperatura máxima e mínima e radiação solar. O modelo foi primeiro apresentado pelo trabalho de Richardson e Wright (1984).

deste tipo simulam a ocorrência e a quantidade de chuva com uso de histogramas ajustados aos dados.

O grupo de modelos não-paramétricos, ao contrário dos modelos paramétricos e semi-paramétricos, apresenta estrutura indefinida e depende exclusivamente dos dados disponíveis para geração das estimativas (DETZEL; MINE, 2009). Nesta classe de modelos se pode citar as contribuições de Young (1994), que simulam dados de temperatura e precipitação diários de duas localidades no estado do Arizona, nos EUA, e Buishand e Brandsma (2001), que simulam também dados de precipitação e temperatura em 25 localidades da Alemanha. Os autores apontam, de forma geral, para um bom desempenho dos modelos na geração de dados tanto de precipitação como de temperatura, entretanto no caso do trabalho de Young (1994) foi observada uma tendência do modelo em subestimar as frequências de meses secos, enquanto que na simulação multivariada de Buishand e Brandsma (2001), o desvio padrão das séries geradas e sua correlação com as localidades vizinhas apresentaram tendência de subestimação.

Finalmente, apresenta-se o grupo de modelos paramétricos, mais conhecidos e utilizados por pesquisadores (DETZEL; MINE, 2009) por seu ajuste mais simples se comparado aos grupos anteriores. Normalmente o processo de geração de dados é composto por duas etapas neste tipo de modelo, a primeira relacionada ao processo de ocorrência de precipitação, e a segunda relacionada ao processo de quantidade de precipitação. A estimação de cada um desses processos é feita de forma isolada, com posterior combinação de resultados para a geração das séries sintéticas de precipitação. O processo de ocorrência de precipitação, geralmente, respeita um processo markoviano ou um processo de alternância de eventos, enquanto que o processo de quantidade de precipitação é dado pelo uso de uma distribuição de probabilidade, distribuição essa que se assume respeitar a distribuição real dos dados observados. Desta forma, neste tipo de modelo é gerada uma série que informa se o dia é chuvoso ou seco pelo processo de ocorrência, enquanto que a altura da chuva, em situação de dia chuvoso, é determinada pelo processo de quantidade. São vários os trabalhos encontrados na literatura que têm num modelo paramétrico o instrumento para a geração dos dados sintéticos diários de precipitação e, entre estes trabalhos, se pode destacar os apresentados na TABELA 1.

Artigo	Dados e Local	Tipo	PO	PQ	Resultado
Woolhiser e Pegram (1979)	4 estações em diferentes estados dos EUA	U	Cadeia de Markov de 1ª Ordem com 2 estados	EM	Resultados aceitáveis podem ser obtidos pela estimação com uso de ajustamento dos parâmetros estimados às séries de <i>Fourier</i> por máxima-verossimilhança (MV), resultando numa boa descrição do processo de precipitação de cada região
Wilks (1998)	25 Estações do Estado de NY-EUA	M	Cadeia de Markov de 1ª Ordem com 2 estados	EM	Reprodução adequada das principais características do processo de precipitação das localidades, como média, variância e correlação entre as estações. Além disso, melhores resultados do uso da distribuição exponencial-mista em relação ao uso da distribuição gama para a região, uma vez que a distribuição exponencial-mista foi avaliada como melhor para representação de menores quantidades de chuva em regiões localizadas nas bordas de áreas chuvosas.
Cao, Li e Wei (2004)	1 estação em Chicago, EUA	U	Cadeia de Markov de 1ª Ordem com 2 estados	G, EM e K	Conclusão de que as versões do modelo de Wilks (1998) que utilizam as distribuições Exponencial mista e Kernel são mais eficientes para reprodução das principais características da precipitação quando comparadas com à distribuição G.
Mehrotra, Srikanthan e Sharma (2006)	30 estações na Austrália	M	Cadeia de Markov de 1ª Ordem com 2 estados	EM	O trabalho conclui que o modelo de Wilks (1998) supera as duas abordagens alternativas testadas, as quais, hidden Markov model (HMM) e K-nearest neighbour (KNN) model, por meio da avaliação da capacidade de cada modelo em reproduzir as principais características do processo de precipitação simultaneamente para as estações avaliadas, além da dependência espacial entre elas.
Brissette, Khalili e Leconte (2007)	20 estações sintéticas	M	Cadeia de Markov de 1ª Ordem com 2 estados	ES	Os autores apresentam um algoritmo que se propõe a tornar mais rápida e eficiente a geração de dados sintéticos de precipitação com uso da abordagem de Wilks (1998)
Odening, Mufthoff e Xu (2007)	23 estações no Nordeste da Alemanha	M	Cadeia de Markov de 1ª Ordem com 2 estados	EM	O artigo concluiu que o uso de geradores sintéticos de precipitação devem ser usados com precaução para precificação de derivativos climáticos uma vez que os resultados mostraram subestimação da variabilidade da precipitação na região.
Cowden, Watkins e Mihelcic (2008)	Várias estações no oeste Africano	U	Cadeia de Markov de 1ª Ordem com 2 estados	G e EM	Por meio da avaliação da capacidade de cada variante do modelo de precipitação local-único, o artigo concluiu que a melhor especificação do modelo é composta pela Cadeia de Markov de 1ª Ordem com 2 estados para o processo de e pela distribuição exponencia mista para o processo de quantidade.
Detzel e Mine (2011)	11 estações no Brasil	U	Cadeia de Markov de 1ª Ordem com 2 estados	ES, E, G e EM	O trabalho concluiu que as quatro distribuições apresentam resultados satisfatórios nos testes realizados. Entretanto nenhuma das distribuições foi considerada superior as demais em todas as avaliações, não sendo verificada, portanto, unanimidade na escolha da melhor variante do modelo.
Mhanna e Bauwens (2012a)	3 estações em diferentes regiões do Oriente-Médio	U	Cadeia de Markov de 1ª Ordem com 2 estados	G	O modelo utilizado foi capaz de reproduzir as principais características do processo de precipitação, as quais, médias mensal e diária, desvio padrão e distorção, nas três regiões observadas. Entretanto, o modelo se mostrou menos eficiente na representação de dias consecutivos de chuvas.
Mhanna e Bauwens (2012b)	8 estações da faixa de Gaza	M	Cadeia de Markov de 1ª Ordem com 2 estados	G	As modificações sugeridas ao modelo de Wilks (1998) promoveram melhoras na reprodução das principais características da precipitação da região observada e maior velocidade e ganho de esforço na sua implementação.
Li, Brissette e Chen (2013)	24 estações no Canadá	M	Cadeia de Markov de 2ª Ordem com 2 estados	E, G, W, ND, EM e EPH	A avaliação da capacidade de reprodução das principais características da precipitação diária foi encontrada como função do número de parâmetros da distribuição usada, sendo a distribuição exponencial mista (3 parâmetros) a melhor dentre as distribuições testadas pelos autores.
Cabrera, Odening e Ritter (2013)	10 estações nos EUA	U	Cadeia de Markov de 1ª Ordem com 2 estados	EM	O artigo apresenta a primeira evidência do uso de um modelo de geração de dados sintéticos de precipitação para a precificação de derivativos climáticos, conforme argumentam os autores.
Ritter, Musshoff e Odening (2014)	49 estações na Alemanha	M	Cadeia de Markov de ordem zero, 1ª e 2ª Ordens com 2 estados	EM	A versão do modelo de Wilks (1998) em base diária com distribuição exponencial mista para representação do processo de quantidade foi considerado superior para construção de portfólios de derivativos climáticos em relação a simulação histórica e ponderação pelo inverso da distância. O resultado foi obtido pela comparação entre as capacidades de cada modelo em prever as proporções ótimas do portfólio ideal em cada caso observado.
Filho (2016)	20 estações na região Sul do Brasil	U	Cadeia de Markov de 1ª Ordem com 2 estados	G, E e EM	O modelo de geração de dados diários de precipitação sintéticos com uso da distribuição exponencial mista foi considerado superior aos demais distribuições consideradas. Entretanto o autor alerta para limitação do uso deste tipo de distribuição no que concerne ao seu espaço paramétrico em relação as condições da precipitação na região estudada.

Nota: PO-Processo de Ocorência, PQ-Processo de Quantidade, U-Univariado, M-Multivariado, ES-Exponencial Simples, E-Exponencial, G-Gama, EM-Exponencial mista, W-Weibull, K-Kernel, ND-Normal distorcida, EPH-Exponencial-Pareto híbrida

Fonte: Elaborado pelo autor

Conforme apresentam Detzel e Mine (2009) e pode ser observado na TABELA 1, no caso dos modelos paramétricos, as distribuições de probabilidade que, com maior frequência, são apresentadas como definidoras do processo de quantidade são a distribuição gama, a exponencial simples, a exponencial e a exponencial mista. Se comparados com os outros grupos, essa classe de modelos apresenta menor complexidade de implementação, de forma que, nos casos de simulação de séries multivariadas, o modelo paramétrico de Wilks (1998) foi o que mais adequadamente reproduziu as principais características das séries de precipitação simultaneamente em vários locais, conforme apresentam Brissette, Khalili e Leconte (2007). Desta forma, tendo em vista a literatura apresentada, neste trabalho foi feita a opção pelo uso do modelo de Wilks (1998) em diferentes especificações, conforme será apresentado na SEÇÃO 3.2 da metodologia.

2.1.2 Evidências de estudos brasileiros

São poucos os trabalhos que tratam a geração de dados sintéticos de precipitação no Brasil apesar da grande aplicabilidade num país com grande variabilidade de climas, abundância de recursos hídricos e forte economia agrícola (DETZEL; MINE, 2009). Alguns desses trabalhos já foram apresentados na TABELA 1, como as contribuições de Detzel e Mine (2011) e Filho (2016). Entretanto, algumas outras contribuições podem ser destacadas, como Leitão (1990) que por meio da aplicação de um processo de Markov observou o processo de ocorrência de precipitação no Estado da Paraíba, Nascimento e Kelman (1995), que por meio de um modelo Gama-Markov paramétrico estudaram quatro sub-bacias do Rio Uruguai, no Sul do país, além das teses de Oliveira (2003) e Lima (2004), que estudaram os estados do Rio de Janeiro e Minas Gerais, respectivamente.

Entretanto, nenhum desses estudos tratou do processo de precipitação de forma multivariada, ou seja, nenhum deles promoveu a geração de dados de precipitação simultaneamente em várias localidades de forma a respeitar a correlação do processo de precipitação entre estas localidades. Desta forma, a evidência apresentada por este trabalho se torna ainda mais relevante, apresentando o desempenho de diferentes variantes do modelo de Wilks (1998) em diferentes regiões do país.

2.2 Revisão sobre derivativos climáticos

A literatura sobre derivativos climáticos se concentra no estudo da precificação e demanda desses derivativos, deixando em segundo plano o estudo do risco de base (ROHRER, 2004). Conforme Woodard e Garcia (2008), o risco de base é um problema primário para o interessado na contratação deste tipo de instrumento, de forma que a baixa atenção dedicada a este campo de estudo é injustificável.

Ainda assim, existem alguns trabalhos que se ocuparam do tema, como Rohrer

(2004), que avaliou a relevância do risco de base no mercado de derivativos climáticos por meio de uma comparação entre diferentes índices subjacentes, temperatura e precipitação, sob o aspecto geográfico, além de fazer uma síntese dos diferentes tipos de risco de base presentes neste mercado. O autor ainda argumenta que a alta correlação entre o índice no local de referência do derivativo e no local a ser protegido não é suficiente para descartar o problema de risco de base, uma vez que em anos específicos a relação entre as variáveis pode não ser respeitada.

Woodard e Garcia (2008) e Musshoff, Odening e Xu (2011) avaliaram a eficiência da proteção proporcionada pelo derivativo climático. Woodard e Garcia (2008) fez isso por meio do cálculo do Erro Quadrático Médio (EQM), que consideram como *proxy* para medida do risco de base. Além disso, os autores apresentaram uma síntese do mercado de derivativos climáticos e os tipos de risco de base aos quais ele está sujeito, em mesma linha do que foi apresentado por Rohrer (2004). Já Musshoff, Odening e Xu (2011) argumentam que a efetividade da proteção oferecida é controlada pelo formato do contrato (*índice, strike level, tick size*), mas que o agente contratante permanece com risco de produto e risco de localização. Os autores ainda avaliam as causas dos dois tipos de risco de base e discutem sobre o formato dos contratos de derivativos climáticos. Enquanto isso, Varangis, Skees e Barnett (2003) e Hess, Richter e Stoppa (2002) focaram o problema do risco de base na proteção da produção agrícola de países em desenvolvimento.

Manfredo e Richards (2009), Golden, Wang e Yang (2007) e Ritter, Musshoff e Odening (2014) propuseram alternativas para minimização do problema de risco de base. O primeiro propõe a construção de um portfólio de derivativos com *payoffs* lineares, como contratos futuros ou *swaps*, associado a derivativos com *payoffs* não lineares, como opções. Segundo o autor, isso minimizaria o risco de base fruto da relação não linear entre a produção agrícola e os índices climáticos. Golden, Wang e Yang (2007), apesar de não tratarem diretamente do uso de derivativos climáticos, em sentido semelhante a Manfredo e Richards (2009), propõem uma composição de instrumentos com *payoffs* lineares e instrumentos com *payoffs* não lineares, para minimizar o risco de base relacionados a variações climáticas, frente a problemas de risco de crédito. Já Ritter, Musshoff e Odening (2014) propõem o uso do modelo de precipitação multi-local, ou multivariado, como forma de minimizar o risco de base geográfico de distâncias pequenas entre local de referência e local a ser protegido. Este trabalho seguirá a linha do modelo apresentado por Ritter, Musshoff e Odening (2014), tanto pelos bons resultados desta solução apresentados pelos autores, como pela melhor aderência do modelo ao formato dos dados disponíveis para o Brasil, que são de precipitação acumulada diária ².

² Os trabalhos de Manfredo e Richards (2009) e Golden, Wang e Yang (2007) pressupõem a existência e utilizam dados de diferentes tipos de derivativos, conforme descrito, enquanto que a abordagem de Ritter, Musshoff e Odening (2014) faz uso apenas de dados históricos de precipitação dos locais estudados, sendo as informações sobre os derivativos hipotéticos construídas a partir desses dados.

3 METODOLOGIA

3.1 Dados

As séries históricas de precipitação usadas neste trabalho pertencem ao Banco de Dados Meteorológicos para Ensino e Pesquisa (BDMEP) fornecidas pelo Instituto Nacional de Meteorologia (INMET, 2017). O banco abriga dados meteorológicos diários, em forma digital, de séries históricas das 265 estações meteorológicas convencionais da rede de estações do INMET¹, respeitando as normas técnicas internacionais da Organização Meteorológica Mundial (OMM, 2017). Os dados são ofertados desde 1961, quando disponíveis.

As variáveis atmosféricas disponibilizadas para consultas no BDMEP são: precipitação ocorrida nas últimas 24 horas, temperatura do bulbo seco, temperatura do bulbo úmido, temperatura máxima, temperatura mínima, umidade relativa do ar, pressão atmosférica ao nível da estação, insolação, direção e velocidade do vento.

A FIGURA 4 mostra localização das estações de acordo com as coordenadas fornecidas pelo banco. Pode-se notar visualmente a maior concentração de estações nas regiões litorâneas e mais populosas, dificultando a análise das regiões internas, com grande potencial agrícola, como o Estado do Mato Grosso. Por conta desta limitação de dados, o estudo se concentrará na avaliação de três das principais regiões agrícolas do país, sendo elas a mesorregião do sul goiano, a mesorregião do centro ocidental paranaense, e a mesorregião do noroeste rio-grandense, nas quais a análise não é prejudicada pela escassez de informações.

Essas regiões foram selecionadas de acordo com sua importância na produção agrícola do Brasil, conforme dados da Pesquisa Agropecuária do Instituto Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA, 2017). Nas FIGURAS 36, 37 e 38, apresentadas no ANEXO B, estão disponíveis os valores da quantidade produzida, valor da produção e percentual da área disponível plantada por mesorregião do país. Da análise das figuras se pode ver que tanto o sul goiano como o noroeste riograndense figuram entre as regiões com maior quantidade produzida e valor da produção no Brasil, enquanto que o centro ocidental paranaense está entre as regiões com maior ocupação percentual de território com plantações no país. Esses dados evidenciam a importância destas regiões na produção nacional e justificam sua escolha.

Conforme será melhor comentado a frente, este trabalho levará em conta a construção de um cenário hipotético de oferta de derivativos climáticos para proteção de atividades econômicas contra riscos climáticos relacionados a precipitação. Desta forma as estações dis-

¹ A lista completa de todas as estações disponíveis e informações das suas respectivas localizações estão apresentadas na TABELA 35, no ANEXO A.

poníveis foram divididas em dois grupos, um grupo contendo uma localidade de referência em cada uma das regiões, sendo elas as estações de Jataí-GO, Campo Mourão-PR e Cruz Alta-RS, para representar fazendas de produção agrícola, enquanto que todas as demais estações serão consideradas hipoteticamente como fornecedoras de derivativos climáticos, definindo o segundo grupo. Na FIGURA 4 são apresentadas todas as estações disponíveis com destaque para aquelas que serão as de referência de cada região. A partir de agora, a mesorregião do sul goiano será chamada de Região de Jataí-GO, a mesorregião do centro ocidental paranaense será chamada de Região de Campo Mourão-PR, e a mesorregião do noroeste rio-grandense será chamada de Região de Cruz Alta-RS, afim de simplificar a identificação de cada região. Note que a análise pode se estender ao uso de estações localizadas em outras mesorregiões.

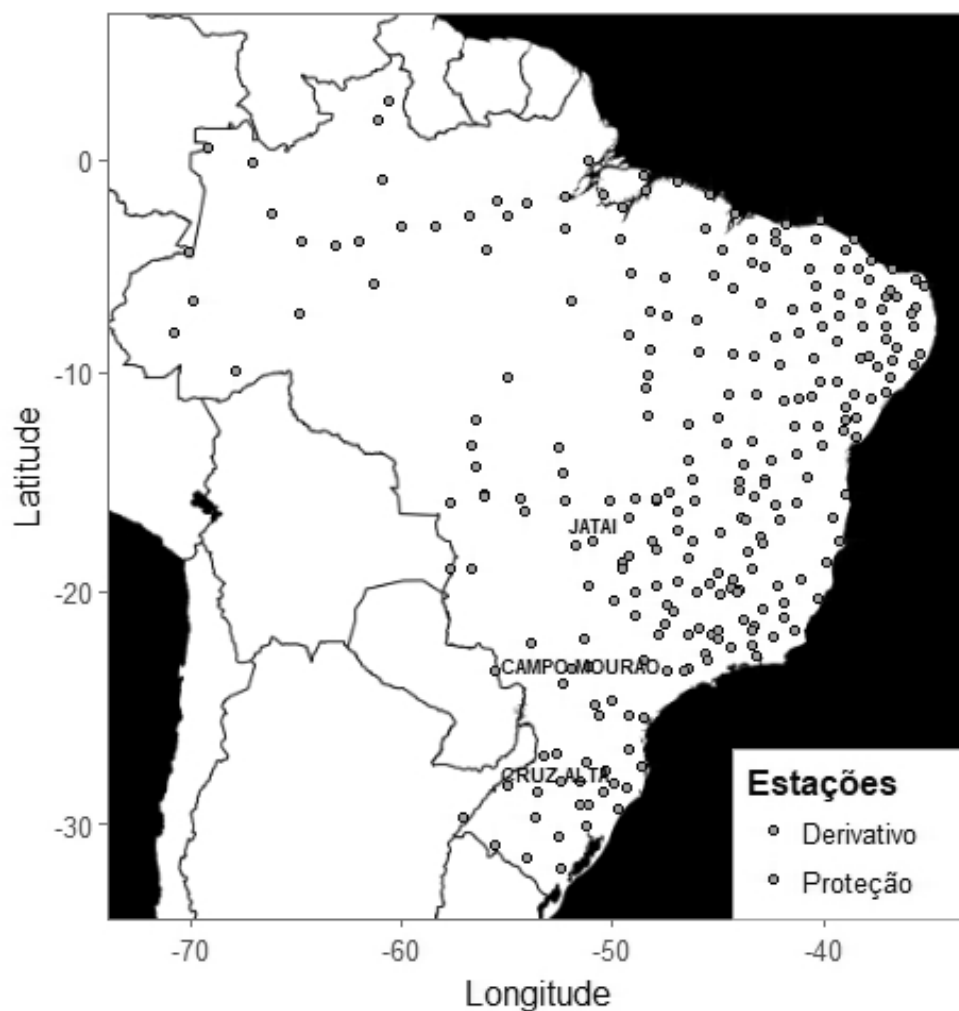


Figura 4 – Mapa das estações com dados disponíveis usados no estudo; em destaque as estações escolhidas como demandantes hipotéticas de derivativos climáticos
Fonte: Elaborado pelo autor com base em dados do INMET (2017)

Conforme discutido no Capítulo de Introdução deste trabalho, a estratégia metodológica pode ser dividida em duas partes, a primeira parte será focada na seleção da melhor

versão do modelo estocástico de precipitação multi-local de Wilks (1998), de acordo com a base de cálculo dos parâmetros e a distribuição de probabilidade usada para ajustar o processo de quantidade de precipitação segundo os critérios apresentados na SUBSEÇÃO 3.2.3 da metodologia, a segunda parte será dedicada ao comparação de desempenho de cada uma das abordagens utilizadas para a previsão dos portfólios ideais de derivativos climáticos, conforme apresentação da SEÇÃO 3.4.

Para a primeira análise, serão utilizados os dados diários de precipitação das estações de referência e das suas dez estações vizinhas mais próximas. O mapa dessas estações e as informações sobre localização e distância em relação às estações de referência podem ser observadas na FIGURA 5 e nas TABELAS 2, 3 e 4, respectivamente.

Tabela 2 – Informações das estações da Região de Jataí-GO

	Estação	Estado	Lat	Lon	Alt	Distância (km)
1	JATAI	GO	-17.92	-51.72	662.86	0
2	RIO VERDE	GO	-17.80	-50.92	774.62	86
3	PARANAIBA	MS	-19.75	-51.18	331.25	211
4	ARAGARCAS	GO	-15.90	-52.23	345.00	230
5	CAPINOPOLIS	MG	-18.73	-49.56	620.60	245
6	ITUIUTABA	MG	-18.96	-49.51	560.00	260
7	ITUMBIARA	GO	-18.41	-49.21	449.00	271
8	GOÍAS	GO	-15.92	-50.13	512.22	278
9	GOIANIA	GO	-16.67	-49.25	741.48	296
10	RONDONOPOLIS	MT	-16.45	-54.16	284.00	306
11	VOTUPORANGA	SP	-20.42	-49.98	502.50	331

Fonte: Elaborado pelo autor com base em dados do INMET (2017)

Tabela 3 – Informações das estações da Região de Campo Mourão-PR

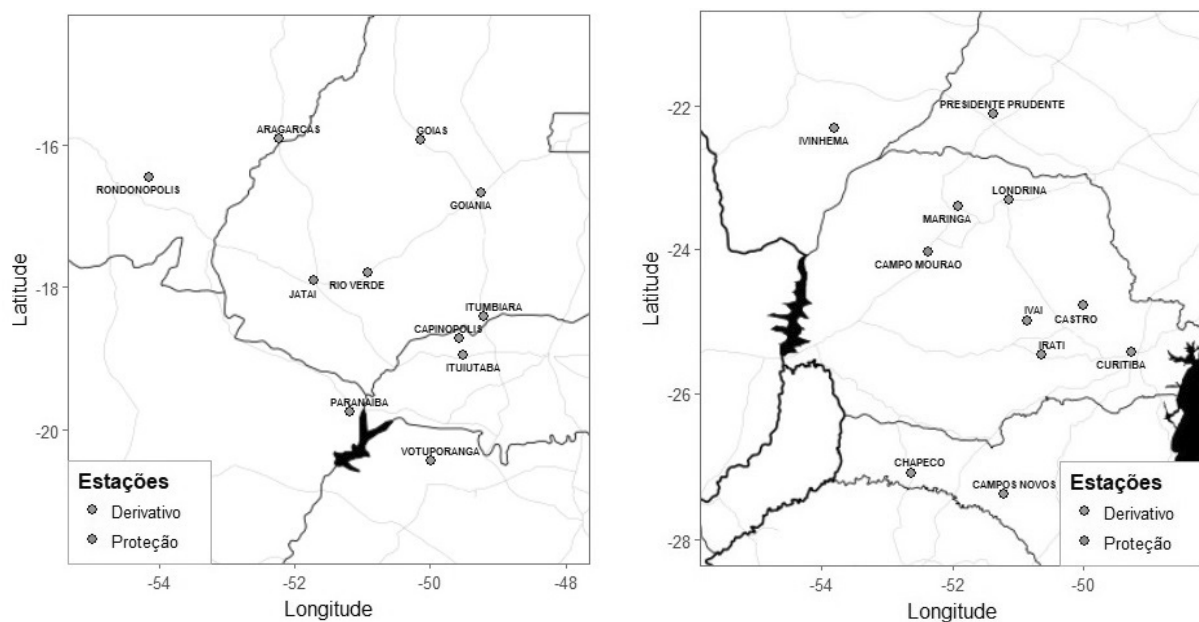
	Estação	Estado	Lat	Lon	Alt	Distância (km)
1	CAMPO MOURAO	PR	-24.05	-52.36	616.40	0
2	MARINGA	PR	-23.40	-51.92	542.00	85
3	LONDRINA	PR	-23.32	-51.13	566.00	149
4	IVAI	PR	-25.00	-50.85	808.00	186
5	IRATI	PR	-25.47	-50.63	836.95	235
6	PRESIDENTE PRUDENTE	SP	-22.11	-51.38	435.55	237
7	IVINHEMA	MS	-22.30	-53.81	369.20	244
8	CASTRO	PR	-24.78	-50.00	1008.80	253
9	PONTA PORÁ	MS	-23.53	-55.53	650.00	328
10	CHAPECO	SC	-27.09	-52.64	687.00	337
11	CURITIBA	PR	-25.43	-49.27	923.50	348

Fonte: Elaborado pelo autor com base em dados do INMET (2017)

Tabela 4 – Informações das estações da Região de Cruz Alta-RS

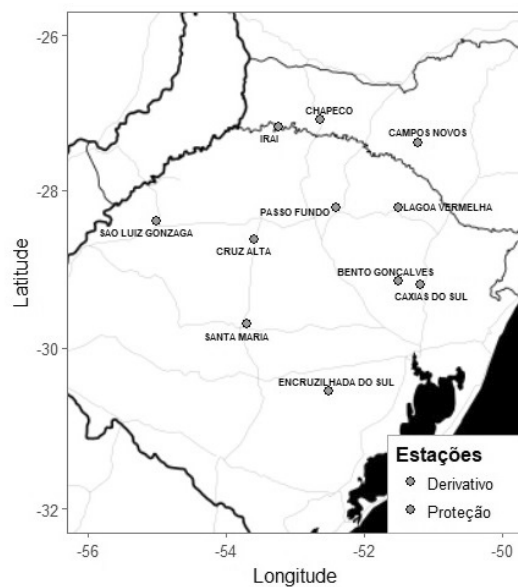
	Estação	Estado	Lat	Lon	Alt	Distância (km)
1	CRUZ ALTA	RS	-28.63	-53.60	472.50	0
2	SANTA MARIA	RS	-29.70	-53.70	95.00	119
3	PASSO FUNDO	RS	-28.22	-52.40	684.05	126
4	SAO LUIZ GONZAGA	RS	-28.40	-55.02	245.11	141
5	IRAI	RS	-27.18	-53.23	247.10	165
6	CHAPECO	SC	-27.09	-52.64	687.00	196
7	LAGOA VERMELHA	RS	-28.22	-51.50	840.00	211
8	BENTO GONCALVES	RS	-29.15	-51.51	640.00	212
9	ENCRUZILHADA DO SUL	RS	-30.53	-52.52	427.75	235
10	CAXIAS DO SUL	RS	-29.20	-51.19	751.00	243
11	CAMPOS NOVOS	SC	-27.38	-51.22	964.23	272

Fonte: Elaborado pelo autor com base em dados do INMET (2017)



(a) Região de Jataí - GO

(b) Região de Campo Mourão - PR



(c) Região de Cruz Alta - RS

Figura 5 – Mapa das estações estudadas separadas por regiões escolhidas para o estudo
 Fonte: Elaborado pelo autor com base em dados do INMET (2017)

Conforme pode-se observar nas tabelas, todas as estações selecionadas para esta análise se localizam no interior de um raio de 350km em relação as suas respectivas estações de referência.

Na segunda parte do trabalho, será testada a capacidade dos modelos estocásticos e das abordagens alternativas ² em prever os portfólios ótimos de derivativos. Isto será feito segundo a metodologia apresentada na SEÇÃO 3.4, de forma que serão considerados os dados de todas as estações disponíveis para a análise.

3.2 Apresentação do Modelo de Precipitação Multi-local (MPML)

O Modelo de Precipitação Multi-local, baseado no trabalho de Wilks (1998) e adaptado por Ritter, Musshoff e Odening (2014) à minimização de risco de base de derivativos climáticos, será utilizado neste trabalho. Sua escolha se justifica pelo melhor desempenho em relação aos modelos *hidden Markov* (HUGHES; GUTTORG; CHARLES, 1999) e *non-parametric K-nearest neighbour* (BUISHAND; BRANDSMA, 2001) para a geração de processos de precipitação multi-local (MEHROTRA; SRIKANTHAN; SHARMA, 2006), uma vez que este modelo apresenta menor complexidade de calibração e implementação em relação as outras abordagens (MHANNA; BAUWENS, 2012b), e por ser o primeiro método a reproduzir adequadamente as principais estatísticas das séries de precipitação em vários locais simultaneamente (BRISSETTE; KHALILI; LECONTE, 2007), conforme discutido na SEÇÃO 2.1.1 DA Revisão de Literatura.

No modelo MPML, as quantidades diárias de chuva $Y_{t,k}$ no tempo t e local k são o resultado do produto de dois processos, o processo de quantidade de chuva $r_{t,k}$ e o processo de ocorrência de chuva $X_{t,k}$, modelados separadamente para cada estação observada. Cada processo tem seus parâmetros estimados com uso das séries de dados de precipitação fornecidos por cada estação.

$$Y_{t,k} = r_{t,k} \cdot X_{t,k} \quad (3.1)$$

O MPML é uma extensão do Modelo de Precipitação Local-único (MPLU), proposta por Wilks (1998). Desta forma, para entender o modelo multi-local, é passo importante entender como funciona sua versão local-único.

3.2.1 Modelo de Precipitação Local-único (MPLU)

Processo de Ocorrência

O processo de ocorrência local-único $X_{t,k}$ para uma dada localização k é binário, sendo que $X_{t,k}$ assume o valor de 1 em um dia chuvoso e o valor 0 em um dia seco, de

² As abordagens alternativas são apresentadas na SEÇÃO 3.3 deste trabalho.

forma que:

$$X_{t,k} = \begin{cases} 0 & \text{se } t \text{ é um dia seco na estação } k \\ 1 & \text{se } t \text{ é um dia chuvoso na estação } k \end{cases} \quad (3.2)$$

Assume-se que $X_{t,k}$ siga um processo de Markov de primeira ordem com dois estados, o que implica que a probabilidade de ocorrência de chuva em um dado dia depende apenas da ocorrência ou não de chuva no dia imediatamente anterior, conforme Ritter, Musshoff e Odening (2014). Assim, o processo de ocorrência é governado por probabilidades de transição $p_{t,k}^{01}$ e $p_{t,k}^{11}$ que capturam as probabilidades de ocorrência de um dia chuvoso dado que não choveu no dia anterior e que choveu no dia anterior, respectivamente.

$$\begin{aligned} p_{t,k}^{01} &= Pr\{X_{t,k} = 1 \mid X_{t-1,k} = 0\} \\ p_{t,k}^{11} &= Pr\{X_{t,k} = 1 \mid X_{t-1,k} = 1\} \end{aligned} \quad (3.3)$$

De forma semelhante, têm-se $p_{t,k}^{00}$ e $p_{t,k}^{10}$, que nada mais são que as probabilidades de um dia seco, dado que não choveu e que choveu no dia anterior. Fica claro que $p_{t,k}^{00} + p_{t,k}^{01} = 1$ e $p_{t,k}^{10} + p_{t,k}^{11} = 1$, uma vez que esses pares de probabilidades são complementares. Para simplificação de notação, a partir de agora se utilizará $p_{t,k}^{01/11}$ como forma reduzida do par de probabilidades $p_{t,k}^{01}$ e $p_{t,k}^{11}$.

Existem duas formas de calcular essas probabilidades na literatura. A primeira forma calcula as probabilidades como contantes mensais, obtidas por meio da observação de cada evento ao longo do mês todo (MHANNA; BAUWENS, 2012b), de forma que:

$$\begin{aligned} p_k^{01} &= \frac{n_k^{01}}{n_k^{01} + n_k^{00}} \\ p_k^{11} &= \frac{n_k^{11}}{n_k^{11} + n_k^{10}} \end{aligned} \quad (3.4)$$

Onde n_{01} é o somatório mensal ou número de ocorrências dentro do mês do evento "dia seco seguido de dia chuvoso", n_{00} é o somatório mensal ou número de ocorrências do evento "dia seco seguido de dia seco", n_{11} é o somatório mensal ou número de ocorrências do evento "dia chuvoso seguido de dia chuvoso", n_{10} é o somatório mensal ou número de ocorrências do evento "dia chuvoso seguido de dia seco", para um dado local k ao longo de toda a série histórica disponível. Note que nesta abordagem omite-se o t , uma vez que o valor da probabilidade calculada é o mesmo para todos os dias do mês em questão.

A segunda forma calcula as probabilidades de forma diária (RICHARDS; MANFREDO; SANDERS, 2004), assumindo que as probabilidades calculadas para cada dia t

no ano sejam constantes entre os anos, mas variantes ao longo dos dias do ano, de forma que:

$$p_{t,k}^{01/11} = p_{t+365,k}^{01/11} \quad (3.5)$$

e

$$\begin{aligned} p_{t,k}^{01} &= \frac{n_{t,k}^{01}}{n_{t,k}^{01} + n_{t,k}^{00}} \\ p_{t,k}^{11} &= \frac{n_{t,k}^{11}}{n_{t,k}^{11} + n_{t,k}^{10}} \end{aligned} \quad (3.6)$$

Onde n_{01} , n_{00} , n_{11} e n_{10} correspondem ao número de ocorrências de cada um dos eventos num dia t específico, na localidade k , ao longo de toda a série histórica observada.

Independentemente de qual das duas formas de cálculo é adotada, a simulação do processo de ocorrência pode ser feita dia a dia utilizando números aleatórios distribuídos normalmente $\epsilon_{t,k} \sim \mathcal{N}(0, 1)$ e começando por um valor de $X_{0,k}$, com desconsideração do fator t no caso mensal, pelo motivo acima mencionado. Logo:

$$X_{t,k}^{sim} = \begin{cases} 1 & \text{se } \Phi(\epsilon_{t,k}) \leq p_{t,k}^{01/11} \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (3.7)$$

Onde $\Phi(\cdot)$ representa a notação de uma distribuição normal cumulativa.

Neste trabalho serão calculadas as probabilidades por meio das duas abordagens, mensal e diária, e comparadas segundo seu desempenho na reprodução das características da precipitação nos k locais observados, segundo metodologia descrita na SUBSEÇÃO 3.2.1.

Processo de Quantidade

A modelagem do processo de quantidade local-único $r_{t,k}$ possui diversas variantes na literatura, sendo cada uma dessas variantes definida pelo uso de uma distribuição de probabilidade distinta. As distribuições mais recorrentes são a exponencial mista (WOOLHISER; ROLDAN, 1982; WILKS, 1998; CAO; LI; WEI, 2004; ODENING; MUSSHOF; XU, 2007; DETZEL; MINE, 2011; CABRERA; ODENING; RITTER, 2013; RITTER; MUSSHOF; ODENING, 2014; FILHO, 2016), a distribuição gama (COWDEN; WATKINS; MIHELIC, 2008; DETZEL; MINE, 2011; LI; BRISSETTE; CHEN, 2013; FILHO, 2016) e a distribuição exponencial (DETZEL; MINE, 2011; LI; BRISSETTE; CHEN, 2013; FILHO, 2016). Neste trabalho, o desempenho na gerações de dados de precipitação de cada uma destas distribuições, exponencial mista, gama e exponencial, será avaliado

segundo método definido na SEÇÃO 3.2.3. Outras distribuições presentes na literatura, como as distribuições Weibull, normal distorcida e exponencial-pareto híbrida, não serão consideradas neste trabalho pelo seu desempenho pouco satisfatório em relação as distribuições acima escolhidas (LI; BRISSETTE; CHEN, 2013) e por serem usadas com menor recorrência na literatura sobre o tema.

A forma funcional de cada uma das três distribuições escolhidas e as estratégias para estimação dos parâmetros são apresentados abaixo:

a) Distribuição Exponencial

$$f(r_{t,k}) = \lambda_{t,k} e^{-r_{t,k} \cdot \lambda_{t,k}} \quad (3.8)$$

Com λ sendo o único parâmetro, que representa a taxa de distribuição. Deve-se respeitar que $0 < \lambda$.

b) Distribuição Gama

$$f(r_{t,k}) = \frac{(r_{t,k}/\beta_{t,k})^{\alpha_{t,k}} e^{-(r_{t,k}/\beta_{t,k})}}{\beta_{t,k} \Gamma(\alpha_{t,k})} \quad (3.9)$$

Sendo α e β os dois parâmetros da distribuição, representando a forma e a escala, respectivamente, e $\Gamma(\cdot)$, representando a função gama, dada por:

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^{\infty} x^{\alpha-1} e^{-x} dx \quad (3.10)$$

Deve-se respeitar que $\alpha > 0$ e $\beta > 0$.

c) Distribuição Exponencial Mista

$$f(r_{t,k}) = \alpha_{t,k} \cdot (\lambda_{1t,k} e^{-r_{t,k} \cdot \lambda_{1t,k}}) + (1 - \alpha_{t,k}) \cdot (\lambda_{2t,k} e^{-r_{t,k} \cdot \lambda_{2t,k}}) \quad (3.11)$$

Com três parâmetros, sendo α um parâmetro de proporção e λ_1 e λ_2 parâmetros de taxa de distribuição específicos de cada distribuição exponencial. Além disso, deve-se respeitar que $0 < \lambda_{1t,k} \leq \lambda_{2t,k}$ e $0 < \alpha_{t,k} < 1$. Note que a distribuição exponencial mista é nada mais que uma composição de duas distribuições exponenciais com parâmetros λ_1 e λ_2 , não necessariamente distintos, ponderada pelo parâmetro α .

Vale apontar que cada uma das distribuições escolhidas possui números distintos de parâmetros, com a distribuição exponencial possuindo um parâmetro, a gama com dois parâmetros e a exponencial mista com três parâmetros. A análise do ajuste dos dados a distribuições com números distintos de parâmetros é relevante pois, de acordo com o trabalho de Li, Brissette e Chen (2013), o desempenho da distribuição em reproduzir

as principais características dos dados é função do seu número de parâmetros, sendo as distribuições com três parâmetros superior às demais na situação estudada por eles.

Assim como ocorre com as probabilidades de transição obtidas no processo de ocorrência, os parâmetros podem ser calculados em base mensal ou diária. Se calculados na base mensal, os parâmetros são estimados levando em conta todas as observações de precipitação no mês específico ao longo de toda a série histórica, gerando, portanto, parâmetros mensais válidos para todos os dias dentro daquele mês. Desta forma, para cada mês do ano têm-se as seguintes combinações de parâmetros:

- Distribuição Exponencial: $\lambda_{M\hat{E}S,k}$; $\lambda > 0$;
- Distribuição Gama: $\alpha_{M\hat{E}S,k}$ e $\beta_{M\hat{E}S,k}$; $\alpha > 0$ e $\beta > 0$;
- Distribuição Exponencial Mista: $\alpha_{M\hat{E}S,k}$, $\lambda_{1M\hat{E}S,k}$ e $\lambda_{2M\hat{E}S,k}$; $0 < \alpha < 1$ e $0 < \lambda_1 \leq \lambda_2$.

De forma alternativa, os parâmetros podem ser estimados para cada dia do ano, com base nas observações disponíveis para cada dia específico, com valores constantes de ano para ano, de forma que têm-se, para cada distribuição:

- Distribuição Exponencial:

$$\lambda_{t,k} = \lambda_{t+365,k} \quad (3.12)$$

- Distribuição Gama:

$$\begin{aligned} \alpha_{t,k} &= \alpha_{t+365,k} \\ \beta_{t,k} &= \beta_{t+365,k} \end{aligned} \quad (3.13)$$

- Distribuição Exponencial Mista:

$$\begin{aligned} \alpha_{t,k} &= \alpha_{t+365,k} \\ \lambda_{1t,k} &= \lambda_{1t+365,k} \\ \lambda_{2t,k} &= \lambda_{2t+365,k} \end{aligned} \quad (3.14)$$

A simulação do processo de quantidade, de forma semelhante à simulação do processo de ocorrência, pode ser feita repetidamente para cada novo dia com uso de números aleatórios normalmente distribuídos $z_{t,k} \sim \mathcal{N}(0, 1)$. A distribuição de $z_{t,k}$ é independente da distribuição de $x_{t,k}$ considerada anteriormente.

Desta forma, a simulação de cada distribuição pode ser representada da seguinte forma:

- a) Distribuição Exponencial

A forma geral da simulação é dada por:

$$r_{t,k}^{sim} = r_{min} - \frac{1}{\lambda_k} \ln[\Phi(z_{t,k})] \quad (3.15)$$

Onde $r_{t,k}^{sim}$ é o montante de chuva simulado para um dia futuro t na localidade k , r_{min} é quantidade mínima de chuva detectável (0,01mm), $\Phi(\cdot)$ é a notação para a distribuição normal cumulativa e λ_k podendo assumir os valores de $\lambda_{t,k}$ ou $\lambda_{M\hat{E}S,k}$, a depender de se estar usando os parâmetros estimados com base diária ou mensal, respectivamente.

b) Distribuição Gama

De forma semelhante, a simulação das quantidades de chuva diárias com distribuição gama segue a forma:

$$r_{t,k}^{sim} = r_{min} + simu_gama[\Phi(z_{t,k})] \quad (3.16)$$

Onde $simu_gama[\cdot]$ é uma função baseada no trabalho de Best e Roberts (1975)³, por meio da qual é possível derivar valores aleatórios de uma distribuição gama a partir de uma série normalmente distribuída, no caso $z_{t,k}$.

c) Distribuição Exponencial Mista

$$r_{t,k}^{sim} = r_{min} - \frac{1}{\delta_{t,k}} \ln[\Phi(z_{t,k})] \quad (3.17)$$

Onde $\delta_{t,k}$ é dado por:

$$\delta_{t,k} = \begin{cases} \lambda_{1t,k} & \text{se } u_t \leq \alpha_{t,k} \\ \lambda_{2t,k} & \text{se } u_t > \alpha_{t,k} \end{cases} \quad (3.18)$$

Com u_t respeitando uma distribuição uniforme de intervalo $[0, 1]$ e sendo o fator de decisão entre as distribuições exponenciais do modelo, conforme Ritter, Musshoff e Odening (2014).

Ajuste - *Fourier Series* (FS)

A estimação dos processos de ocorrência e quantidade com base diária fornecem séries sazonais de probabilidades transitivas e parâmetros das distribuições para o local k . Essas séries, devido a limitação de tamanho da amostra dos dados utilizados ⁴, tendem

³ A implementação desta função é possível por meio do pacote base do software R, com uso da função `qgamma(\cdot)`.

⁴ Como as séries utilizadas datam de 01/01/1980 a 31/12/2016, o número máximo de observações para um dado dia t é de 37, ou seja, o número de anos da amostra.

a possuir alta dispersão, o que poderia levar a resultados imprecisos na simulação. Para contornar este problema, cada série é ajustada a uma série de *Fourier*, conforme Woolhiser e Pegram (1979).

A estimação dos parâmetros pode ser feita por Mínimos Quadrados Ordinários (MQO), de forma que a função objetivo da regressão é dada por:

$$\min \sum [y(t) - h_{sc}(f.t)]^2 \quad (3.19)$$

Onde $y(t)$ é a série observada que se pretende ajustar ao modelo e $h_{sc}(f.t)$ é a série de *Fourier* resultada do ajuste, com $1 \leq t \leq 365$, sendo o momento no tempo das variáveis, f sendo $1/365$ para dados anuais cíclicos com periodicidade diária, e sc sendo o número de pares seno-cosseno utilizados no ajuste, de forma que:

$$\begin{aligned} h_1(f.t) &= \mu + B \cdot \cos(2\pi f.t) + C \cdot \sin 2\pi f.t \\ h_2(f.t) &= h_1(f.t) + D \cdot \cos(2\pi f.t) + E \cdot \sin 2\pi f.t \\ h_3(f.t) &= h_2(f.t) + F \cdot \cos(2\pi f.t) + G \cdot \sin 2\pi f.t \\ &\vdots \qquad \qquad \qquad \vdots \end{aligned} \quad (3.20)$$

A adição de pares seno-cosseno permite um ajuste mais próximo da série ajustada em relação a série de dados reais observados, diminuindo a soma dos quadrados dos resíduos (SQR). Em contrapartida, a cada par seno-cosseno considerado, dois novos parâmetros são adicionados à regressão, de forma que a adição de muitos pares seno-cosseno possa levar a um número excessivo de parâmetros. Desta forma, se faz necessário o uso de um critério de seleção de modelos para definição do número ótimo de pares seno-cosseno usados no ajuste de cada série.

Critério de Seleção para o Ajuste

Os critérios de seleção utilizados são o Akaike's information Criterion (AIC) e o Bayesian information criterion (BIC), cujas especificações são dadas como:

$$\begin{aligned} AIC &\Rightarrow n \cdot \ln(SQR) + 2(p + 1) + C \\ BIC &\Rightarrow n \cdot \ln(SQR) + p \cdot \ln(n) + C \end{aligned} \quad (3.21)$$

Esses critérios são simples e dependem apenas da complexidade do modelo p e da soma dos quadrados dos resíduos para seleção dos modelos. Com n sendo igual a 365 para dados anuais e C sendo uma constante arbitrária, sem influência sobre o resultado do teste. O objetivo é a minimização dos critérios.

A complexidade do modelo p é dada pelo número de parâmetros necessários à regressão, de forma que uma *Fourier series* com apenas um par seno-cosseno tem complexidade igual a três, com dois pares, tem complexidade igual a 5, e assim por diante.

O critério AIC é assintoticamente eficiente, o que quer dizer que maximiza precisão preditiva (BURNHAM; ANDERSON, 2003; AHO; DERRYBERRY; PETERSON, 2014), de forma que se essa abordagem for usada para selecionar entre modelos, à medida que o tamanho da amostra aumenta, ele selecionará o modelo que é mais útil para fazer previsões futuras precisas, mesmo que nenhum modelo esteja certo.

O critério BIC é assintoticamente consistente (AHO; DERRYBERRY; PETERSON, 2014), ou seja, se essa abordagem for usada, à medida que o tamanho da amostra aumentar, ele selecionará o modelo que gerou os dados se esse modelo for um dos modelos candidatos.

Nenhum critério pode ser ao mesmo tempo consistente e eficiente (YANG, 2005). Desta forma, levando em conta os objetivos da seleção e as características de cada critério, um deve ser definido como preferível em relação ao outro. Conforme argumenta Derryberry (2014):

AIC is already widely used in time series, seems more appropriate for real data (as opposed to simulated data). For simulated data when one of the proposed models is usually exactly correct (as in the examples above), BIC makes sense. On the other hand, for real data there is little reason to believe, in the opinion of this author, that any of the proposed models actually generated the data: “All models are wrong, but some are useful” (widely attributed to George Box).

Desta forma, como a escolha trata de ajustes a séries reais, o critério AIC é definido como referência, tendo o critério BIC função consultiva.

3.2.2 Modelo de Precipitação Multi-local (MPML)

Concluída a modelagem de precipitação local-único, os parâmetros estimados podem ser usados para a simulação do processo multi-local. A simulação ocorre também de forma separada em ocorrência e quantidade, e a lógica seguida é semelhante a utilizada na simulação local-único.

Simulação Conjunta do Processo de Ocorrência

A simulação do processo de ocorrência, de forma semelhante a simulação local-único, é dada por:

$$X_{t,k}^{sim} = \begin{cases} 1 & \text{se } \Phi(\epsilon_{t,k}) \leq p_{t,k}^{01/11} \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (3.22)$$

A simulação ocorre em todas as k localizações simultaneamente e ϵ_t continua temporalmente independente, mas agora é espacialmente correlacionado com as demais localidades de forma que $\epsilon_{t,k} \sim \mathcal{N}_{K+1}(0, \Sigma)$, sendo que as entradas da matriz de covariância Σ ⁵ descrevem a correlação espacial entre as localidades k e l , $\sigma(k, l) = Corr[\epsilon_{t,k}, \epsilon_{t,l}]$.

Conforme Ritter, Musshoff e Odening (2014), o cálculo de cada uma dessas correlações de forma separada para cada par de estações levaria a um número muito elevado de parâmetros a serem estimados, além de um possível problema de a matriz de covariância resultante da estimação não ser positiva semidefinida. Desta forma, a matriz será calculada segundo metodologia apresentada por Mhanna e Bauwens (2012b), utilizando as probabilidades incondicionais de dia chuvoso π^1 e seco π^0 , e a probabilidade conjunta de dia seco π^{00} e chuvoso π^{11} simultaneamente em k e l para isso.

As probabilidades incondicionais de dia chuvoso, para o local k podem ser obtidas como:

$$\pi_k^1 = Pr(X_t = 1) = \frac{p_k^{01}}{1 + p_k^{01} - p_k^{11}}; \quad (3.23)$$

as probabilidades incondicionais de dia seco são complementares às probabilidades incondicionais de dia chuvoso, conforme Katz e Parlange (1998):

$$\pi_k^1 = 1 - \pi_k^0; \quad (3.24)$$

e as probabilidades conjuntas de dia seco e chuvoso podem ser estimadas, respectivamente, como:

$$\begin{aligned} \pi_{k,l}^{00} &= \frac{d_{conj}^{00}}{n} \\ \pi_{k,l}^{11} &= \frac{d_{conj}^{11}}{n} \end{aligned} \quad (3.25)$$

⁵ Wilks (1998) argumenta que o uso de uma matriz de correlação espacial na forma como a matriz *Sigma* é adequada para a maioria das regiões, com exceção feita à regiões montanhosas com variações topográficas muito drásticas, demandando inclusão das diferenças de elevação ao modelo. Essa exceção não ocorre com as regiões abordadas por este estudo.

Onde d_{conj}^{00} denota número de ocorrências de dias secos nos dois locais, k e l , dentro de uma amostra de tamanho n , e d_{conj}^{11} o número de ocorrências de dias chuvosos.

De posse desses valores, a correlação entre as variáveis X_k e X_l ⁶, pode ser obtida por meio da equação:

$$\xi(k, l) = \frac{\pi_{k,l}^{00} - \pi_k^0 \pi_l^0}{w_k \sigma_l} \quad (3.26)$$

Sendo w_k o desvio padrão da série binária X_k :

$$w_k = \sqrt{\pi_k^0 \pi_k^1} \quad (3.27)$$

Enquanto isso, as correlações necessárias para as séries aleatórias normais $\sigma(k, l)$, que compõem a matriz Σ , podem ser tomadas como iguais ao coeficiente gama $\gamma(k, l)$ (ROUSSON, 2007), que é calculado como:

$$\gamma(k, l) = \frac{\varphi_{k,l} - 1}{\varphi_{k,l} + 1}; \quad (3.28)$$

Onde $\varphi_{k,l}$ é dado por:

$$\varphi_{k,l} = \frac{\pi_{k,l}^{00} \pi_{k,l}^{11}}{\pi_{k,l}^{10} \pi_{k,l}^{01}} \quad (3.29)$$

Com $\pi_{k,l}^{10}$ e $\pi_{k,l}^{01}$ sendo as probabilidades conjuntas de dia chuvoso em k e seco em l , e seco em k e chuvoso em l , respectivamente, obtidas de modo análogo às probabilidades conjuntas $\pi_{k,l}^{00}$ e $\pi_{k,l}^{11}$.

Simulação Conjunta do Processo de Quantidade

Similar ao processo de quantidade local-único, a simulação do processo de quantidade multi-local respeita a relação (RITTER; MUSSHOF; ODENING, 2014):

a) Distribuição Exponencial

$$r_{t,k}^{sim} = r_{min} - \frac{1}{\lambda_k} \ln[\Phi(z_{t,k})] \quad (3.30)$$

b) Distribuição Gama

$$r_{t,k}^{sim} = r_{min} + simu_gama[\Phi(z_{t,k})] \quad (3.31)$$

⁶ $\xi(k, l) = corr[X_{t,k}, X_{t,l}]$.

a) Distribuição Exponencial Mista

$$r_{t,k}^{sim} = r_{min} - \frac{1}{\delta_{t,k}} \ln[\Phi(z_{t,k})] \quad (3.32)$$

Com r_{min} sendo a quantidade mínima detectável de chuva (0,01mm) e $z_{t,k}$, de forma semelhante à $\epsilon_{t,k}$, sendo temporalmente independente e espacialmente correlacionado com as demais localidades: $z_t \sim \mathcal{N}_{K+1}(0, Z)$. As entradas da matriz de covariância Z ⁷ representam a correlação espacial entre as localidades k e l , $\zeta(k, l) = Corr[z_{t,k}, z_{t,l}]$.

Para os casos das distribuições exponencial e exponencial mista, as correlações necessárias para as séries aleatórias normais $\zeta(k, l)$, que compõem a matriz Z , podem ser as mesmas obtidas pelo cálculo da correlação entre as séries $Y_{t,k}, Y_{t,l}$, $\eta(k, l) = corr[Y_{t,k}, Y_{t,l}]$, de forma que:

$$\zeta(k, l) = \eta(k, l) \quad (3.33)$$

Para o caso da distribuição gama, a correlação entre as séries de números aleatórios normalmente distribuídos, $z_{k,t}$, calculada pela abordagem de Pearson, não é preservada. Desta forma, a correlação linear obtida por $\eta(k, l) = corr[Y_{t,k}, Y_{t,l}]$ não pode ser considerada igual a $\zeta(k, l)$ para este caso. A solução para esta situação pode ser encontrada no trabalho de Mhanna e Bauwens (2012b), que consiste no uso de relações de dependência que não sofrem alteração sob o uso de transformações monotônicas, como a correlação de Spearman $\rho(k, l)$. Assim, a correlação $\zeta(k, l)$ pode ser obtida pela relação entre a correlação de Pearson e a correlação de Spearman:

$$\zeta(k, l) = 2 \sin \left[\pi \frac{\rho(k, l)}{6} \right] \quad (3.34)$$

Esta equação foi utilizada por Mhanna e Bauwens (2012b) para simulação de dados de precipitação de oito estações meteorológicas da Faixa de Gaza, num trabalho que objetivava aperfeiçoar o MPML proposto por Wilks (1998).

Para garantir que a matriz Z obtida seja definida positiva, independentemente de qual processo foi utilizado, se utiliza a decomposição de Cholesky (FACKLER, 2007). Caso seja possível realizar a decomposição, a matriz é definida positiva e sua forma decomposta obtida é mais eficiente para solução de sistemas lineares (PRESS et al., 1992). Caso a decomposição falhe, a matriz não é definida positiva, tendo de ser reformulada. Para tornar a matriz definida positiva, a estratégia adotada foi a substituição dos autovalores negativos por zero ou um número positivo pequeno. O procedimento pode gerar uma diagonal principal da matriz de correlação diferente de um, exigindo reescalamiento da

⁷ Mesma justificativa usada para validação d uso matriz de correlação *Sigma* nas regiões deste estudo é válida para a matriz Z .

matriz, conforme Jäkel (2002). Após o reparo da matriz, deve-se realizar o procedimento de Cholesky novamente, para obter a forma eficiente da matriz.

Resolvida a questão da matriz, no caso da distribuição exponencial mista, ainda é necessário redefinir a regra de seleção do parâmetro $\delta_{t,k}$, que define qual das exponenciais da distribuição exponencial mista será utilizada (WILKS, 1998). A nova regra pode ser escrita como:

$$\delta_{t,k} = \begin{cases} \lambda_{1t,k} & \text{se } \frac{\Phi(\epsilon_{t,k})}{p_{t,k}^{01/11}} \leq \alpha_{t,k} \\ \lambda_{2t,k} & \text{se } \frac{\Phi(\epsilon_{t,k})}{p_{t,k}^{01/11}} > \alpha_{t,k} \end{cases} \quad (3.35)$$

Note que em caso de ocorrência de chuva, a distribuição normal cumulativa $\Phi[\epsilon_{t,k}]$ é sempre menor ou igual a $p_{t,k}^{01/11}$ pela EQUAÇÃO 3.22. Assumindo que não há chuva nas localizações próximas a localização k , de forma que $\Phi[\epsilon_{t,l}] > p_{t,l}^{01/11}$ para localização l sendo próxima a k . Por conta de que as correlações de $\epsilon_{t,k}$ serem altas com os vizinhos mais próximos, $\Phi[\epsilon_{t,l}]$ é então próximo de $p_{t,k}^{01/11}$, então $\frac{\Phi(\epsilon_{t,k})}{p_{t,k}^{01/11}} > \alpha_{t,k}$, o que leva a um parâmetro $\lambda_{2t,k}$ pequeno na 3.35, logo apenas chuvas pequenas são esperadas na localização k se ela se localiza no centro de uma região seca. Se, ao contrário, está chovendo nas localidades mais próximas de k , $\Phi[\epsilon_{t,k}]$ é bem pequeno por conta da correlação com a vizinhança, de forma que $\frac{\Phi(\epsilon_{t,k})}{p_{t,k}^{01/11}} \leq \alpha_{t,k}$, o que leva a chuvas maiores esperadas para a localidade k em caso de ocorrência de chuva, de acordo com a EQUAÇÃO 3.35, dado que está no centro de uma região chuvosa.

Porém, neste trabalho, uma formulação alternativa desta regra foi utilizada, onde o valor de $\lambda_{1t,k}$ é substituído por um termo que reflete melhor as características da precipitação em regiões chuvosas (WILKS, 1998; RITTER; MUSSHOFF; ODENING, 2014):

$$\delta_{t,k} = \begin{cases} \lambda_{2t,k} + 2[\beta_{t,k} - \lambda_{t,k}] \left(1 - \frac{\phi(\epsilon_{t,k})}{\alpha_{t,k} p_{t,k}^{01/11}}\right) & \text{se } \frac{\Phi(\epsilon_{t,k})}{p_{t,k}^{01/11}} \leq \alpha_{t,k} \\ \lambda_{2t,k} & \text{se } \frac{\Phi(\epsilon_{t,k})}{p_{t,k}^{01/11}} > \alpha_{t,k} \end{cases} \quad (3.36)$$

Wilks (1998) apresenta uma comparação entre as duas especificações de $\lambda_{1t,k}$ e chega ao resultado de que a segunda especificação, formulada desta forma por preservar as médias incondicionais da precipitação simulada e com pequeno viés de aumento da variância de $r_{t,k}$, possibilita a obtenção de uma correlação dos valores de $Y_{t,k}$ simulados mais próxima às correlações empiricamente observadas. Isto ocorre porque a formulação de $\lambda_{1t,k}$ conforme a EQUAÇÃO 3.35 leva, com frequência, à estimação de valores $Y_{t,k}$ muito altos próximos a regiões secas com $Y_{t,l} = 0$, o que não é compatível com o perfil de regiões mais chuvosas, subestimando a correlação do processo de ocorrência e precipitação dos

dados empíricos⁸. Como o Brasil é um país tropical com altos níveis de precipitação anual, e como se tem a necessidade em reproduzir da melhor forma possível as correlações das séries de precipitação para o objetivo deste estudo, a abordagem expressa pela EQUAÇÃO 3.36 parece ser mais adequada.

3.2.3 Seleção do processo de precipitação e composição do portfólio

Em resumo, serão avaliados na primeira parte deste trabalho seis abordagens modelo de precipitação multi-local proposto por Wilks (1998). As abordagens se diferenciam entre si por diferentes combinações de base de cálculo dos parâmetros e probabilidades e distribuição de probabilidade usadas para modelagem do processo de quantidade e ocorrência⁹. A TABELA 5 apresenta as diferentes abordagens e os códigos de identificação usados para cada uma:

Tabela 5 – Nomenclatura utilizada para cada abordagem do modelo de Wilks (1998)

		Distribuição de Probabilidade		
		Exponencial	Gamma	Exponencial Mista
Base	Diária	exp_d	gamma_d	mix_exp_d
	Mensal	exp_m	gamma_m	mix_exp_m

Fonte: Elaborado pelo autor

As abordagens serão comparadas por meio da sua capacidade em reproduzir as principais características da precipitação em cada região escolhida. Esta avaliação levará em conta o Erro Quadrático Médio (EQM) e a dispersão, avaliada graficamente, de cada uma das abordagens. Para cada estatística, serão marcadas as três abordagens com melhor desempenho, e ao final serão selecionadas as duas abordagens melhor sucedidas para próxima etapa do trabalho.

Conforme os trabalhos de Katz e Parlange (1998), Mhanna e Bauwens (2012a), Mhanna e Bauwens (2012b) e Li, Brissette e Chen (2013), as estatísticas relevantes para o teste de desempenho de modelos de simulação de dados de precipitação são:

- Precipitação mensal acumulada média;
- Precipitação diária acumulada média;
- Precipitação diária acumulada média em dias chuvosos;
- Desvio Padrão da série de precipitação;
- Distorção da série de precipitação;

⁸ Maior detalhamento pode ser encontrado em (WILKS, 1998).

⁹ Note que para os modelos que estimam os parâmetros das distribuições em base mensal (diária) no processo de quantidade foram consideradas as probabilidades também calculadas em base mensal (diária) no processo de ocorrência.

- Correlação do processo de ocorrência entre as k, l localidades;
- Correlação do processo de quantidade entre as k, l .

Selecionado os modelos com melhor capacidade de geração de dados sintéticos de chuva, os dados simulados $Y_{t,k}^{MRML}$ para todas as K localidades simultaneamente podem ser usados para construção dos índices $I_{T,k}^{MRMS}$ e dos *payoffs* dos derivativos $F_{T,k}^{MRMS}$. Com esses valores, os pesos ótimos ω_i^{MRMS} podem ser calculados por regressão linear simples utilizando os K derivativos selecionados para o portfólio. O modelo pode ser expresso por n^{MPML} equações do tipo:

$$\begin{aligned}\tilde{F}_T(I_{T,k}^{MPML}) &= \omega_1^{MPML} F_T(I_{T,1}^{MPML}) + \omega_2^{MPML} F_T(I_{T,2}^{MPML}) + \dots + \omega_K^{MPML} F_T(I_{T,K}^{MPML}) + \epsilon \\ &= \sum_{i=1}^K \omega_i^{MPML} F_T(I_{T,i}^{MPML}) + \epsilon\end{aligned}\tag{3.37}$$

Sendo n^{MPML} igual ao número de anos de dados simulados, e ϵ o termo de erro.

3.3 Modelos de Referência

Os modelos de referência usados para fim de comparação com o MPML são a simulação histórica e a ponderação pelo inverso da distância, da mesma forma como apresentado no trabalho de Ritter, Musshoff e Odening (2014). Uma apresentação mais detalhada de cada modelo será feita nas duas próxima subseções.

3.3.1 Simulação Histórica

Este modelo baseia a ponderação nos dados empiricamente observados de precipitação. Conforme Ritter, Musshoff e Odening (2014), o modelo analisa qual seria o desempenho do derivativo no passado e assume que a melhor ponderação para os dados históricos também será a melhor ponderação para os dados futuros. Os pesos ótimos ω_i^{SH} são obtidos por regressão linear simples aplicada aos n^{SH} anos de dados de estimação. Desta forma, este modelo pode ser apresentado como:

$$\begin{aligned}\tilde{F}_T(I_{T,k}) &= \omega_1^{SH} F_T(I_{T,1}) + \omega_2^{SH} F_T(I_{T,2}) + \dots + \omega_K^{SH} F_T(I_{T,K}) + \epsilon \\ &= \sum_{i=1}^K \omega_i^{SH} F_T(I_{T,i}) + \epsilon\end{aligned}\tag{3.38}$$

Com ϵ sendo, novamente, o termo de erro.

Este método apresenta como vantagem a simples implementação, mas, em contrapartida, os resultados são fortemente dependentes do tamanho de n^{HS} usado. Em

particular, conforme Ritter, Musshoff e Odening (2014), se o *strike* de uma opção de venda (compra) é muito alto (baixo), o derivativo dificilmente levará ao pagamento de um *payoff*, e os pesos dependerão de poucas observações.

3.3.2 Ponderação pelo inverso da distância

A ponderação pelo inverso da distância ¹⁰, oferece como vantagem a simples implementação e a não dependência de dados históricos, dependendo apenas da distância entre a estação de referência e suas vizinhas. O modelo assume que a correlação do clima entre as estações depende apenas do inverso da distância $D(0, i)$, sendo 0 a posição da estação referência e i a posição da vizinha, e de um parâmetro p de intensidade, normalizado pela soma dos pesos (SHEPARD, 1968):

$$w_i = \frac{1}{D(0, i)^p} \quad \text{e} \quad \omega_i^{IDW_p} = \frac{w_i}{\sum_i w_i} \quad (3.39)$$

Por não depender de dados históricos, este modelo não depende da existência de séries históricas de dados climáticos na localização de oferta do derivativo, em contraste com os dois modelos anteriormente apresentados. Desta forma, dentre os modelos utilizados, este modelo é o mais flexível, podendo ser utilizado para quaisquer localidades. Apesar disso qualquer dependência espacial que não a distância geográfica é desconsiderada.

3.4 Implementação do MPML e dos modelos de referência à criação de portfólios de derivativos climáticos

3.4.1 Payoff e o Índice subjacente

O tipo de derivativo considerado neste trabalho será o contrato de opção, tipo de derivativo mais comum no mercado de derivativos climáticos, provavelmente, por sua maior aderência ao uso de índices acumulados em um certo período. A opção considerada será uma opção contra seca, na qual o comprador hipotético receberia uma compensação caso o valor acumulado de chuva no período fosse inferior à quantidade de chuva média para a localidade em questão (*strike*¹¹). Desta forma, pode-se definir o índice subjacente deste derivativo como sendo o acumulado mensal de precipitação em milímetros:

$$I_{T,k} = \sum_{t=1}^T Y_{t,k}^{M\hat{E}S} \quad (3.40)$$

¹⁰ Em tradução livre para o termo *inverse distance weighting (IDW)* do inglês.

¹¹ O valor do *strike* de um contrato climático de precipitação, convencionalmente é igual a média histórica de precipitação de um dado local num dado mês.

Com $I_{T,k}$ sendo o acumulado de chuva na localização k no período de um mês, e T o número de dias do mês em questão. O *payoff* de um contrato de opção é dado por:

$$F_T(I_{T,k}) = \varphi_k \cdot \max(0, Strike_k - I_{T,k}) \quad (3.41)$$

Sendo $F_T(I_{T,k})$ o valor do *payoff* de um derivativo climático com índice subjacente aferido no local k , φ_k o valor do *tick size*, ou equivalente monetário de cada unidade de índice que diferir do valor de *strike* contrato. Note que a indenização é paga apenas se o valor do índice for menor do que o *strike*, caso contrário a indenização é zero e o comprador não demandará o direito pela opção contratada. Neste caso, o período do contrato será definido por um mês completo por simplificação, sem qualquer prejuízo para o resultado, de forma que os resultados obtidos podem ser também considerados válidos para contratos de períodos diferentes.

3.4.2 Seleção do número de Localidades relevantes

Para avaliar a performance dos diferentes portfólios de derivativos, a amostra será dividida em duas partes, a primeira com 30 anos de dados, com a qual serão estimados os parâmetros relevantes para ponderação do portfólio, e a segunda com sete anos de dados, com a qual será testada a efetividade desses pesos calculados no *hedge* dos anos seguintes. Num total de 37 anos de dados.

Para esses sete últimos anos os *payoffs* ideais hipotéticos calculados para a localidade escolhida serão comparados com os *payoffs* compostos pelo portfólio de K estações mais próximas por meio do erro quadrático médio (EQM).

$$EQM(\tilde{F}_T(I_{T,k}), F_T^k(I_T)) = \sqrt{\frac{1}{N} \cdot \sum_{n=1}^N (\tilde{F}_T(I_{T_n,k}) - F_T^k(I_{T_n}))^2} \quad (3.42)$$

Com $N = 7$, determinado pelo número de anos disponíveis para teste.

OBS: Ritter, Musshoff e Odening (2014) argumentam que, como o valor de φ_k , o *tick size*, pode diferir de um local k para um local l , por simplificação e sem perda por generalização, este pode ser definido como: $\varphi_k = \varphi = 1$.

3.4.3 Software e pacotes

Para estimação foi utilizado o *software* R (programa livre) (R Development Core Team, 2008).

Os principais pacotes utilizados foram:

- `inmetr` - Pacote utilizado para a importação de dados climatológicos da base de dados do INMET (2017) (TATSCH, 2017);
- `VGAM` - Pacote utilizado para estimação dos parâmetros das distribuição de probabilidade por MV (YEE; WILD, 1996; YEE, 2015);
- `dln` - Pacote utilizado na base do código de ajustes das séries de probabilidades e parâmetros empíricos estimados às séries de *Fourier* (PETRIS; PETRONE; CAMPAGNOLI, 2009; PETRIS, 2010).

4 RESULTADOS

Conforme foi apresentado na Metodologia, os resultados foram divididos em duas partes. A primeira parte, elaborada na SEÇÃO 4.1, foi dedicada ao ajuste dos parâmetros e seleção das variações do modelo estocástico de precipitação multi-local de Wilks (1998) com melhor desempenho para as regiões de estudo deste trabalho. O critério de seleção levou em conta a capacidade de cada variante em reproduzir as principais características do processo de precipitação, dentre as quais, média acumulada mensal e diária, desvio padrão e distorção, e correlação dos processos de ocorrência e quantidade entre as diferentes localidades (ZALINA et al., 2002; MHANNA; BAUWENS, 2012a; LI; BRISSETTE; CHEN, 2013; FILHO, 2016).

A segunda parte, localizada na SEÇÃO 4.2, por meio da construção de um cenário hipotético de oferta de derivativos climáticos que levam em conta um índice de precipitação para definição dos *payoffs*, foi dedicada à comparação do desempenho do MPML em relação às abordagens alternativas ¹ como ferramenta para construção de portfólios visando a proteção das localidades selecionadas, com inspiração no trabalho de Ritter, Musshoff e Odening (2014). Neste cenário, os dados de precipitação foram divididos em dois grupos, um primeiro grupo de estações que, hipoteticamente, representaram fazendas de produção agrícola, ou qualquer outra atividade com forte dependência das condições de precipitação, enquanto que todas as demais estações disponíveis serão consideradas ofertantes de derivativos climáticos. Foram selecionadas as localidades de Jataí-GO, Campo Mourão-PR e Cruz Alta-RS para fazer parte do primeiro grupo, por serem parte de importantes regiões agrícolas do país, conforme discutido anteriormente neste trabalho.

4.1 Seleção do Modelo de Precipitação

Esta seção é dedicada a parte climatológica deste trabalho, com cálculo das probabilidades de transição de Markov para o processo de ocorrência e dos parâmetros das distribuições de probabilidade para o processo de quantidade, para cada localidade, sob base diária e mensal, por meio do MPLU, conforme apresentado na metodologia. Com estes valores calculados para cada variante do MPLU, foram simulados 1000 anos de dados sintéticos de precipitação simultaneamente para todas as localidades segundo metodologia do MPML de Wilks (1998). As duas melhores especificações foram selecionadas para a próxima parte do trabalho, segundo critério apresentado na SUBSEÇÃO 3.2.3.

¹ As abordagens alternativas consideradas neste trabalho são: Simulação Histórica e Ponderação pelo Inverso de Distância. Estas abordagens estão detalhadas na seção dedicada a metodologia.

4.1.1 Processo de Ocorrência sob base diária e mensal - MPLU

As probabilidades de transição de Markov p_{01} e p_{11} , que governam o processo de ocorrência, foram calculadas segundo as EQUAÇÕES 3.3 e 3.4, sob base mensal e diária, respectivamente. Conforme discutido na seção de metodologia, as probabilidades calculadas sob base mensal são considerados constantes dentro de cada mês, enquanto que as probabilidades calculadas sob base diária variam de acordo com o dia do ano, sendo constante entre os anos, conforme a EQUAÇÃO 3.5. Devido ao comprimento da base de dados usada para o cálculo das probabilidades, 30 anos de observações, têm-se um máximo de 30 observações únicas de precipitação para cada dia do ano, levando a probabilidades empiricamente calculadas com grande dispersão. Para solucionar este problema, as probabilidades calculadas com base diária foram submetidas ao ajuste para séries de *Fourier*, amplamente utilizadas para suavização de dispersão de dados sazonais (DERRYBERRY, 2014). Cada série empírica de probabilidades p_{01} e p_{11} calculada com base diária foi ajustada a séries de *Fourier* com números crescentes de harmônicos. Posteriormente, o melhor ajuste, ou seja, o melhor número de harmônicos, foi definido segundo critério AIC para cada série.

As TABELAS 6, 7 e 8 apresentam os resultados da seleção do melhor número de harmônicos para as estações de Jataí-GO, Campo Mourão-PR e Cruz Alta-RS, respectivamente, ilustrando o processo que foi realizado em todas as demais estações. Os valores da soma dos quadrados dos resíduos SQR e do coeficiente de explicação R^2 de cada ajuste, bem como o respectivo parâmetro de complexidade p também são apresentados.

Tabela 6 – Seleção do número ótimo de harmônicos do ajuste de p_{01} e p_{11} às séries de *Fourier* segundo critério AIC e outras informações relevantes para a estação de Jataí-GO

	Model	SSR	P	AIC	BIC	R^2
p01	Um par	4.80	3	581.85	591.56*	0.92
	Dois pares	4.67	5	575.98	593.49	0.87
	Três Pares	4.53	7	569.17	594.48	0.92
	Quatro pares	4.49	9	569.84	602.97	0.92
	Cinco pares	4.46	11	571.46	612.39	0.92
	Seis pares	4.44	13	573.56	622.30	0.92
	Sete pares	4.34	15	569.48	626.02	0.92
	Oito pares	4.29	17	569.15*	633.49	0.92
	Nove pares	4.26	19	570.01	642.16	0.93
	Dez pares	4.23	21	572.19	652.15	0.93
p11	Um par	17.88	3	1037.40	1047.04*	0.87
	Dois pares	17.65	5	1036.76*	1054.15	0.87
	Três Pares	17.58	7	1039.38	1064.53	0.87
	Quatro pares	17.51	9	1041.93	1074.83	0.87
	Cinco pares	17.44	11	1044.62	1085.28	0.87
	Seis pares	17.37	13	1047.09	1095.50	0.87
	Sete pares	17.24	15	1048.36	1104.53	0.87
	Oito pares	16.94	17	1046.13	1110.06	0.88
	Nove pares	16.72	19	1045.48	1117.16	0.88
	Dez pares	16.63	21	1047.67	1127.10	0.88

Nota:

(*) Modelo Selecionado

Fonte: Elaborado pelo autor

Da TABELA 6 pode-se observar que a especificação da série de *Fourier* que melhor

Tabela 7 – Seleção do número ótimo de harmônicos do ajuste de $p01$ e $p11$ às séries de *Fourier* segundo critério AIC e outras informações relevantes para a estação de Campo Mourão-PR

	Model	SSR	P	AIC	BIC	R^2
p01	Um par	4.12	3	526.17	535.88*	0.84
	Dois pares	4.10	5	528.79	546.31	0.84
	Três Pares	3.91	7	515.31*	540.63	0.84
	Quatro pares	3.91	9	519.30	552.42	0.84
	Cinco pares	3.88	11	520.70	561.63	0.85
	Seis pares	3.87	13	523.49	572.22	0.85
	Sete pares	3.87	15	527.07	583.61	0.85
	Oito pares	3.86	17	530.66	595.01	0.85
	Nove pares	3.81	19	529.81	601.96	0.85
	Dez pares	3.80	21	532.70	612.65	0.85
p11	Um par	12.35	3	927.98	937.69*	0.90
	Dois pares	11.98	5	920.95	938.46	0.90
	Três Pares	11.65	7	914.78*	940.09	0.91
	Quatro pares	11.64	9	918.36	951.48	0.91
	Cinco pares	11.57	11	920.00	960.93	0.91
	Seis pares	11.52	13	922.44	971.17	0.91
	Sete pares	11.41	15	923.17	979.71	0.91
	Oito pares	11.34	17	924.76	989.10	0.91
	Nove pares	11.33	19	928.58	1000.73	0.91
	Dez pares	11.25	21	929.94	1009.90	0.91

Nota:

(*) Modelo Selecionado

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 8 – Seleção do número ótimo de harmônicos do ajuste de $p01$ e $p11$ às séries de *Fourier* segundo critério AIC e outras informações relevantes para a estação de Cruz Alta-RS

	Model	SSR	P	AIC	BIC	R^2
p01	Um par	5.32	3	619.82	629.53*	0.81
	Dois pares	5.29	5	621.62	639.13	0.82
	Três Pares	5.14	7	615.21*	640.52	0.82
	Quatro pares	5.09	9	615.32	648.45	0.82
	Cinco pares	5.07	11	618.12	659.05	0.82
	Seis pares	4.98	13	615.55	664.29	0.83
	Sete pares	4.95	15	617.44	673.98	0.83
	Oito pares	4.94	17	620.91	685.25	0.83
	Nove pares	4.90	19	621.95	694.10	0.83
	Dez pares	4.89	21	624.68	704.64	0.83
p11	Um par	12.52	3	933.07*	942.78*	0.89
	Dois pares	12.48	5	935.80	953.31	0.89
	Três Pares	12.32	7	935.06	960.38	0.90
	Quatro pares	12.24	9	936.83	969.96	0.90
	Cinco pares	12.21	11	939.92	980.85	0.90
	Seis pares	12.10	13	940.57	989.30	0.90
	Sete pares	12.10	15	944.52	1001.06	0.90
	Oito pares	12.08	17	947.98	1012.32	0.90
	Nove pares	11.97	19	948.61	1020.76	0.90
	Dez pares	11.90	21	950.34	1030.29	0.90

Nota:

(*) Modelo Selecionado

Fonte: Elaborado pelo autor

se ajusta a série $p01$ empírica de Jataí-GO é a com oito harmônicos. Já para a série empírica de $p11$ desta mesma localidade o melhor ajuste contou com dois pares seno-cosseno. Como foi definido que o critério de referência é o AIC, os valores obtidos pelo critério BIC são apresentados apenas como informação complementar. Entretanto, pode ser comentado que os resultados obtidos pelo critério BIC, quando comparados aos resultados pelo AIC, tendem a ser mais parcimoniosos, selecionando sempre os ajustes com número de harmônicos menor ou igual aos selecionados pelo critério AIC.

As TABELAS 7 e 8 apresentam os resultados da seleção do ajuste das probabilidades p_{01} e p_{11} à série de *Fourier* para as localidades de Campo Mourão-PR e Cruz Alta-RS, respectivamente. Segundo o critério AIC o melhor número de pares seno-cosseno para a série p_{01} é de três, assim como para a série p_{11} , no caso de Campo Mourão-PR. Para Cruz Alta, os ajustes selecionados foram os de três e um harmônicos, respectivamente, para as probabilidades p_{01} e p_{11} . A característica de maior parcimônia do critério BIC é também observada para estas duas localidades.

Da observação das TABELAS 6, 7 e 8 ainda se observa que, como esperado, o valor do coeficiente de explicação R^2 aumenta em função do aumento da complexidade do modelo, enquanto o valor da soma dos quadrados dos resíduos SQR diminui. Entretanto, a variação dessas estatísticas é pequena para as três estações, apontando que não há grande ganho de capacidade de explicação do ajuste com adição de grande número de harmônicos. Note que este processo de ajuste à FS só foi realizado para o caso das probabilidades de transição de Markov calculadas sob base diária, não sendo necessário para as probabilidades obtidas sob base mensal.

4.1.2 Processo de Quantidade sob base diária e mensal - MPLU

Para o processo de quantidade, os dados de precipitação observados foram ajustados a diferentes distribuições de probabilidades, as quais, distribuição exponencial simples, distribuição gama e distribuição exponencial mista, conforme as EQUAÇÕES 3.15, 3.16 e 3.17, respectivamente, apresentadas na seção de metodologia. Da mesma forma como realizado no cálculo das probabilidades p_{01} e p_{11} do processo de ocorrência, os parâmetros de cada distribuição foram também estimados para cada localidade k sob base diária e mensal.

Pelo mesmo motivo apresentado para as séries de probabilidade de Markov estimadas sob base diária, os parâmetros das distribuições também foram ajustados à séries de *Fourier*, em processo análogo a daquele caso. Todos os parâmetros foram estimados por máxima verossimilhança, independentemente da distribuição considerada ou da base de cálculo utilizada.

Para ilustrar o processo realizado, as TABELAS 9, 10, e 11 apresentam os resultados do critério AIC para seleção dos melhores ajustes à séries de *Fourier* para os parâmetros λ da distribuição exponencial simples, α e β da distribuição gama e α , λ^1 e λ_2 da distribuição exponencial mista, respectivamente, para a estação de Jataí-GO.

Para o parâmetro λ da distribuição exponencial simples, o critério AIC definiu como melhor ajuste a série de *Fourier* com dois pares seno-cosseno. Para os parâmetros α e β da distribuição gama, os ajustes selecionados foram as séries de *Fourier* com um e três harmônicos, respectivamente. Finalmente, para os parâmetros α , λ_1 e λ_2

Tabela 9 – Seleção do número ótimo de harmônicos do ajuste de λ à série de *Fourier* segundo critério AIC e outras informações relevantes para a estação de Jataí-GO

	Model	SSR	P	AIC	BIC	R^2
λ	Um par	4.35	3	531.18	540.80	0.66
	Dois pares	4.13	5	517.04*	534.41*	0.68
	Três Pares	4.10	7	518.04	543.16	0.68
	Quatro pares	4.06	9	519.04	551.92	0.68
	Cinco pares	4.02	11	519.19	559.81	0.69
	Seis pares	3.99	13	521.05	569.42	0.69
	Sete pares	3.99	15	524.42	580.54	0.69
	Oito pares	3.97	17	526.52	590.40	0.69
	Nove pares	3.97	19	530.49	602.12	0.69
	Dez pares	3.94	21	531.85	611.22	0.69

Nota:

(*) Modelo Selecionado

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 10 – Seleção do número ótimo de harmônicos do ajuste de α e β às séries de *Fourier* segundo critério AIC e outras informações relevantes para a estação de Jataí-GO

	Model	SSR	P	AIC	BIC	R^2
α	Um par	1927.22	3	2776.36*	2786.06*	0.17
	Dois pares	1907.67	5	2776.63	2794.14	0.18
	Três Pares	1891.64	7	2777.54	2802.86	0.19
	Quatro pares	1881.11	9	2779.50	2812.62	0.19
	Cinco pares	1870.84	11	2781.50	2822.42	0.20
	Seis pares	1863.70	13	2784.10	2832.83	0.20
	Sete pares	1855.23	15	2786.43	2842.97	0.20
	Oito pares	1848.04	17	2789.01	2853.35	0.21
	Nove pares	1845.12	19	2792.43	2864.58	0.21
	Dez pares	1842.86	21	2795.98	2875.94	0.21
β	Um par	42111.61	3	3905.20	3914.90	0.73
	Dois pares	40749.22	5	3897.16	3914.67*	0.74
	Três Pares	40012.14	7	3894.48*	3919.80	0.75
	Quatro pares	39943.32	9	3897.85	3930.97	0.75
	Cinco pares	39916.42	11	3901.60	3942.53	0.75
	Seis pares	39910.19	13	3905.55	3954.28	0.75
	Sete pares	39507.21	15	3905.83	3962.37	0.75
	Oito pares	38857.06	17	3903.76	3968.10	0.75
	Nove pares	38528.99	19	3904.65	3976.80	0.76
	Dez pares	38353.45	21	3906.98	3986.94	0.76

Nota:

(*) Modelo Selecionado

Fonte: Elaborado pelo autor

da distribuição exponencial mista, os ajustes selecionados foram os de três, dois e um harmônicos, respectivamente.

Da mesma forma, as TABELAS 12, 13, e 14 apresentam os resultados do critério AIC para seleção dos melhores ajustes às séries de *Fourier* para os parâmetros das distribuições calculados sob base diária para estação de Campo Mourão-PR, e as TABELAS 15, 16, e 17, para a estação de Cruz Alta-RS.

O número de harmônicos do ajuste selecionado para a estação de Campo Mourão-PR foi três para o parâmetro λ da distribuição exponencial simples, cinco e quatro para os parâmetros α e β , respectivamente, da distribuição gama e um, três e um para os parâmetros α , λ_1 e λ_2 , respectivamente, da distribuição exponencial mista. Para a estação de Cruz Alta-RS os ajustes selecionados foram os de dois harmônicos para o parâmetro λ da distribuição exponencial simples, um e três para os parâmetros α e β , respectivamente,

Tabela 11 – Seleção do número ótimo de harmônicos do ajuste de α, λ_1 e λ_2 às séries de *Fourier* segundo critério AIC e outras informações relevantes para a estação de Jataí-GO

	Model	SSR	P	AIC	BIC	R^2
α	Um par	24.69	3	1181.49	1191.19*	0.87
	Dois pares	24.47	5	1182.22	1199.73	0.87
	Três Pares	24.10	7	1180.76*	1206.08	0.87
	Quatro pares	24.05	9	1183.96	1217.08	0.87
	Cinco pares	23.93	11	1186.05	1226.98	0.87
	Seis pares	23.90	13	1189.61	1238.35	0.87
	Sete pares	23.65	15	1189.74	1246.28	0.88
	Oito pares	23.44	17	1190.46	1254.81	0.88
	Nove pares	23.43	19	1194.33	1266.48	0.88
	Dez pares	23.26	21	1195.67	1275.62	0.88
λ_1	Um par	3.83	3	482.08	491.68	0.56
	Dois pares	3.63	5	466.76*	484.09*	0.58
	Três Pares	3.60	7	467.94	493.01	0.59
	Quatro pares	3.55	9	467.47	500.27	0.59
	Cinco pares	3.53	11	468.85	509.38	0.59
	Seis pares	3.51	13	470.85	519.12	0.60
	Sete pares	3.48	15	472.11	528.11	0.60
	Oito pares	3.48	17	475.74	539.47	0.60
	Nove pares	3.43	19	475.47	546.94	0.60
	Dez pares	3.40	21	476.10	555.30	0.61
λ_2	Um par	1780.52	3	2665.05*	2674.67*	0.36
	Dois pares	1764.61	5	2665.87	2683.23	0.37
	Três Pares	1751.58	7	2667.24	2692.34	0.37
	Quatro pares	1740.60	9	2669.01	2701.85	0.38
	Cinco pares	1739.38	11	2672.76	2713.35	0.38
	Seis pares	1732.19	13	2675.28	2723.62	0.38
	Sete pares	1728.12	15	2678.45	2734.53	0.38
	Oito pares	1719.95	17	2680.77	2744.59	0.38
	Nove pares	1711.55	19	2683.03	2754.60	0.39
	Dez pares	1698.27	21	2684.26	2763.58	0.39

Nota:

(*) Modelo Selecionado

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 12 – Seleção do número ótimo de harmônicos do ajuste de λ à série de *Fourier* segundo critério AIC e outras informações relevantes para a estação de Campo Mourão-PR

	Model	SSR	P	AIC	BIC	R^2
λ	Um par	1.33	3	113.07	122.77*	0.72
	Dois pares	1.31	5	110.03	127.54	0.73
	Três Pares	1.26	7	100.78*	126.10	0.74
	Quatro pares	1.26	9	104.63	137.76	0.74
	Cinco pares	1.26	11	107.38	148.63	0.74
	Seis pares	1.25	13	109.73	158.46	0.74
	Sete pares	1.24	15	111.84	168.38	0.74
	Oito pares	1.23	17	112.84	177.19	0.74
	Nove pares	1.23	19	116.40	188.55	0.74
	Dez pares	1.23	21	120.09	200.04	0.74

Nota:

(*) Modelo Selecionado

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 13 – Seleção do número ótimo de harmônicos do ajuste de α e β às séries de *Fourier* segundo critério AIC e outras informações relevantes para a estação de Campo Mourão-PR

	Model	SSR	P	AIC	BIC	R^2
α	Um par	1683.50	3	2712.02	2721.71	0.32
	Dois pares	1615.02	5	2700.91	2718.39*	0.35
	Três Pares	1578.83	7	2696.66	2721.94	0.36
	Quatro pares	1548.94	9	2693.70	2726.77	0.38
	Cinco pares	1528.31	11	2692.82*	2733.69	0.38
	Seis pares	1525.53	13	2696.15	2744.82	0.39
	Sete pares	1522.71	15	2699.48	2755.94	0.39
	Oito pares	1513.45	17	2701.26	2765.51	0.39
	Nove pares	1505.48	19	2703.34	2775.39	0.39
	Dez pares	1505.18	21	2707.27	2787.11	0.39
β	Um par	34526.95	3	3832.52	3842.22*	0.66
	Dois pares	33642.19	5	3827.01	3844.53	0.67
	Três Pares	33295.88	7	3827.23	3852.55	0.67
	Quatro pares	32887.14	9	3826.71*	3859.83	0.68
	Cinco pares	32581.95	11	3827.29	3868.22	0.68
	Seis pares	32362.90	13	3828.83	3877.56	0.68
	Sete pares	32299.66	15	3832.11	3888.65	0.68
	Oito pares	31948.93	17	3832.11	3896.46	0.69
	Nove pares	31727.94	19	3833.57	3905.72	0.69
	Dez pares	31548.41	21	3835.50	3915.45	0.69

Nota:

(*) Modelo Selecionado

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 14 – Seleção do número ótimo de harmônicos do ajuste de α, λ_1 e λ_2 às séries de *Fourier* segundo critério AIC e outras informações relevantes para a estação de Campo Mourão-PR

	Model	SSR	P	AIC	BIC	R^2
α	Um par	22.20	3	1142.56*	1152.26	0.89
	Dois pares	22.18	5	1146.27	1163.79	0.89
	Três Pares	21.96	7	1146.64	1171.96	0.89
	Quatro pares	21.96	9	1150.60	1183.73	0.89
	Cinco pares	21.58	11	1148.35	1189.28	0.89
	Seis pares	21.53	13	1151.37	1200.10	0.89
	Sete pares	21.20	15	1149.76	1206.30	0.89
	Oito pares	20.98	17	1149.87	1214.21	0.89
	Nove pares	20.42	19	1144.11	1216.26	0.89
	Dez pares	20.38	21	1147.36	1227.36	0.89
λ_1	Um par	1.10	3	42.59	52.26*	0.63
	Dois pares	1.09	5	42.19	59.64	0.64
	Três Pares	1.07	7	40.65*	65.87	0.64
	Quatro pares	1.07	9	44.42	77.42	0.64
	Cinco pares	1.06	11	45.77	86.55	0.64
	Seis pares	1.05	13	45.68	94.24	0.65
	Sete pares	1.03	15	41.99	98.32	0.66
	Oito pares	1.02	17	44.36	108.47	0.66
	Nove pares	1.01	19	43.74	115.63	0.66
	Dez pares	1.01	21	46.25	125.92	0.66
λ_2	Um par	2555.04	3	2824.65*	2834.30*	0.26
	Dois pares	2542.66	5	2826.91	2844.32	0.26
	Três Pares	2534.72	7	2829.78	2854.97	0.27
	Quatro pares	2520.70	9	2831.79	2864.74	0.27
	Cinco pares	2519.29	11	2835.59	2876.31	0.27
	Seis pares	2465.03	13	2831.78	2880.26	0.29
	Sete pares	2453.44	15	2834.04	2890.33	0.29
	Oito pares	2415.27	17	2832.45	2896.47	0.30
	Nove pares	2391.53	19	2832.91	2904.47	0.31
	Dez pares	2390.44	21	2836.74	2916.29	0.31

Nota:

(*) Modelo Selecionado

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 15 – Seleção do número ótimo de harmônicos do ajuste de λ à série de *Fourier* segundo critério AIC e outras informações relevantes para a estação de Cruz Alta-RS

	Model	SSR	P	AIC	BIC	R^2
λ	Um par	1.89	3	239.39	249.09*	0.65
	Dois pares	1.85	5	236.10*	253.60	0.65
	Três Pares	1.84	7	238.10	263.40	0.66
	Quatro pares	1.84	9	242.08	275.18	0.66
	Cinco pares	1.84	11	246.07	286.97	0.66
	Seis pares	1.83	13	249.34	298.04	0.66
	Sete pares	1.83	15	252.90	309.94	0.66
	Oito pares	1.82	17	254.65	318.94	0.66
	Nove pares	1.82	19	257.65	329.75	0.66
	Dez pares	1.81	21	261.06	340.96	0.66

Nota:

(*) Modelo Selecionado

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 16 – Seleção do número ótimo de harmônicos do ajuste de α e β às séries de *Fourier* segundo critério AIC e outras informações relevantes para a estação de Cruz Alta-RS

	Model	SSR	P	AIC	BIC	R^2
α	Um par	1737.25	3	2738.38*	2748.09*	0.15
	Dois pares	1728.73	5	2740.58	2758.09	0.16
	Três Pares	1719.47	7	2742.62	2767.93	0.16
	Quatro pares	1710.61	9	2744.73	2777.85	0.17
	Cinco pares	1703.61	11	2747.22	2788.15	0.17
	Seis pares	1695.67	13	2749.52	2798.25	0.17
	Sete pares	1691.07	15	2752.52	2809.06	0.18
	Oito pares	1683.23	17	2754.82	2819.16	0.18
	Nove pares	1671.83	19	2756.33	2828.48	0.19
	Dez pares	1662.81	21	2758.35	2838.31	0.19
β	Um par	72277.70	3	4102.91	4112.62	0.71
	Dois pares	69745.26	5	4093.85	4111.37*	0.72
	Três Pares	68743.77	7	4092.56*	4117.37	0.72
	Quatro pares	68529.91	9	4095.42	4128.54	0.72
	Cinco pares	68231.93	11	4097.82	4138.75	0.72
	Seis pares	67869.99	13	4099.88	4148.61	0.72
	Sete pares	67341.16	15	4101.01	4157.55	0.73
	Oito pares	66988.00	17	4103.09	4167.44	0.73
	Nove pares	66954.93	19	4106.91	4179.06	0.73
	Dez pares	66702.68	21	4109.53	4189.48	0.73

Nota:

(*) Modelo Selecionado

Fonte: Elaborado pelo autor

da distribuição gama e um, dois e um para os parâmetros α , λ_1 e λ_2 , respectivamente, da distribuição exponencial mista.

4.1.3 Observações acerca das probabilidades e parâmetros obtidos na aplicação do MPLU

A observação dos parâmetros e probabilidades obtidos para cada localidade por meio do modelo de precipitação local-único permite alguns apontamentos acerca do processo de precipitação das regiões observadas. As FIGURAS 6, 7 e 8, resumem o resultado da aplicação do MPLU sob as diferentes variantes do modelo de Wilks (1998).

De forma geral, o valor do R^2 da série de ajuste ao parâmetro λ_2 da distribuição exponencial mista apresentou valores inferiores se comparado aos demais ajustes na maioria das estações, ultrapassando 50% em raras ocasiões. A explicação para isso se pauta em dois

Tabela 17 – Seleção do número ótimo de harmônicos do ajuste de α, λ_1 e λ_2 às séries de *Fourier* segundo critério AIC e outras informações relevantes para a estação de Cruz Alta-RS

	Model	SSR	P	AIC	BIC	R^2
α	Um par	21.31	3	1127.64*	1137.35*	0.88
	Dois pares	21.08	5	1127.71	1145.22	0.88
	Três Pares	21.01	7	1130.41	1155.73	0.88
	Quatro pares	20.71	9	1129.18	1162.31	0.88
	Cinco pares	20.69	11	1132.83	1173.76	0.88
	Seis pares	20.59	13	1135.09	1183.83	0.88
	Sete pares	20.56	15	1138.55	1195.09	0.88
	Oito pares	20.52	17	1141.92	1206.26	0.88
	Nove pares	20.46	19	1144.83	1216.98	0.89
	Dez pares	20.38	21	1147.32	1227.27	0.89
λ_1	Um par	1.18	3	66.55	76.20*	0.58
	Dois pares	1.15	5	61.93*	79.34	0.59
	Três Pares	1.15	7	64.91	90.10	0.59
	Quatro pares	1.14	9	68.37	101.32	0.59
	Cinco pares	1.14	11	71.86	112.58	0.59
	Seis pares	1.14	13	74.33	122.82	0.59
	Sete pares	1.14	15	77.56	133.81	0.59
	Oito pares	1.12	17	75.88	139.90	0.60
	Nove pares	1.11	19	77.71	149.49	0.60
	Dez pares	1.11	21	81.70	161.25	0.60
λ_2	Um par	1777.46	3	2664.44*	2674.06*	0.44
	Dois pares	1763.73	5	2665.69	2683.05	0.44
	Três Pares	1754.11	7	2667.75	2692.85	0.44
	Quatro pares	1744.38	9	2669.78	2702.62	0.45
	Cinco pares	1735.08	11	2671.88	2712.47	0.45
	Seis pares	1733.00	13	2675.45	2723.08	0.45
	Sete pares	1711.39	15	2675.00	2731.08	0.46
	Oito pares	1710.62	17	2678.84	2742.66	0.46
	Nove pares	1692.08	19	2678.97	2750.54	0.46
	Dez pares	1674.39	21	2679.24	2758.55	0.47

Nota:

(*) Modelo Selecionado

Fonte: Elaborado pelo autor

motivos. Primeiro, o tamanho da amostra, uma vez que amostras curtas levam a maior imprecisão no cálculo dos parâmetros e, portanto, maior dispersão nas séries de parâmetros empiricamente calculadas. Segundo, as características do processo de precipitação nas regiões observadas, já que a quantidade de amostras de precipitação disponíveis para a estimação dos parâmetros varia com a sazonalidade da precipitação, sendo menor em períodos de seca e maior em períodos chuvosos, e além disso, uma vez que o parâmetro λ_2 está relacionado a chuvas de pequenas proporções ², esta quantidade de observações é ainda mais reduzida, uma vez que regiões tropicais tendem a chuvas mais intensas.

No caso das probabilidades de transição de Markov, pode-se ver que elas dizem muito a respeito das características dos regimes de chuva de cada região. Por exemplo, a estação de Jataí-GO apresenta uma queda acentuada do valor das probabilidades p_{01} e p_{11} probabilidades nos meses de inverno, de Maio a Setembro, indicando uma menor probabilidade de ocorrência de chuvas nesse período. Além disso, o baixíssimo valor da probabilidade p_{01} nos meses de Junho a Julho, indicam a presença de grande probabilidade de vários dias seguidos sem chuva, uma vez que se tem um valor próximo de um da probabilidade complementar p_{00} de p_{01} . A análise das probabilidades de transição

² No trabalho foi verificado que o parâmetro λ_2 estava relacionado às chuvas de menor intensidade, com quantidades diárias de cerca de 5mm.

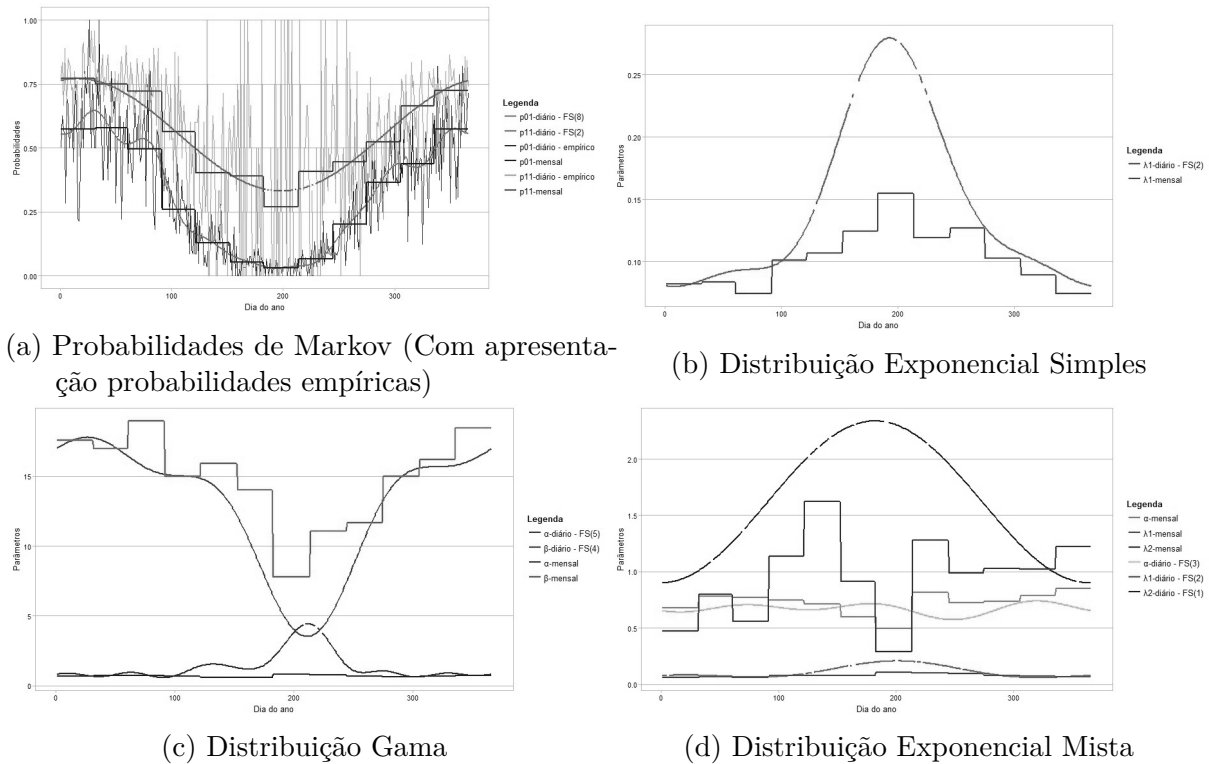


Figura 6 – Séries de *Fourier* ajustadas aos parâmetros e probabilidades calculados sob base diária e parâmetros e probabilidades estimados sob base mensal para a estação de Jataí-GO

Fonte: Elaborado pelo autor

das estações de Campo Mourão e Cruz Alta mostra que nessas localidades existe uma menor sensibilidade do processo de ocorrência a sazonalidade do ano, sendo as diferenças nas médias de precipitação ao longo do ano resultado possivelmente da mudança dos parâmetros das distribuições de probabilidade do processo de quantidade ao longo do ano.

De forma geral, observa-se pelas FIGURAS 6 à 8 que os parâmetros e probabilidades estimados sob bases diferentes, mensal e diária, seguem uma mesma tendência, sendo visivelmente bem correlacionadas nos casos das probabilidades de transição de Markov e da Distribuição Gama. Nos casos das distribuições exponencial mista e exponencial simples pode ser constatado uma superestimação dos parâmetros em alguns casos, principalmente durante os meses de inverno, possivelmente, explicadas pela menor ocorrência de chuvas nesse período, que leva a um menor número de observações disponíveis para a estimação dos parâmetros.

4.1.4 Simulação e seleção da melhor variante do modelo de Wilks (1998) - MPML

Uma vez que este trabalho constrói um cenário hipotético de proteção da produção agrícola por meio do uso de derivativos, foi feita a opção de trabalhar apenas com os meses

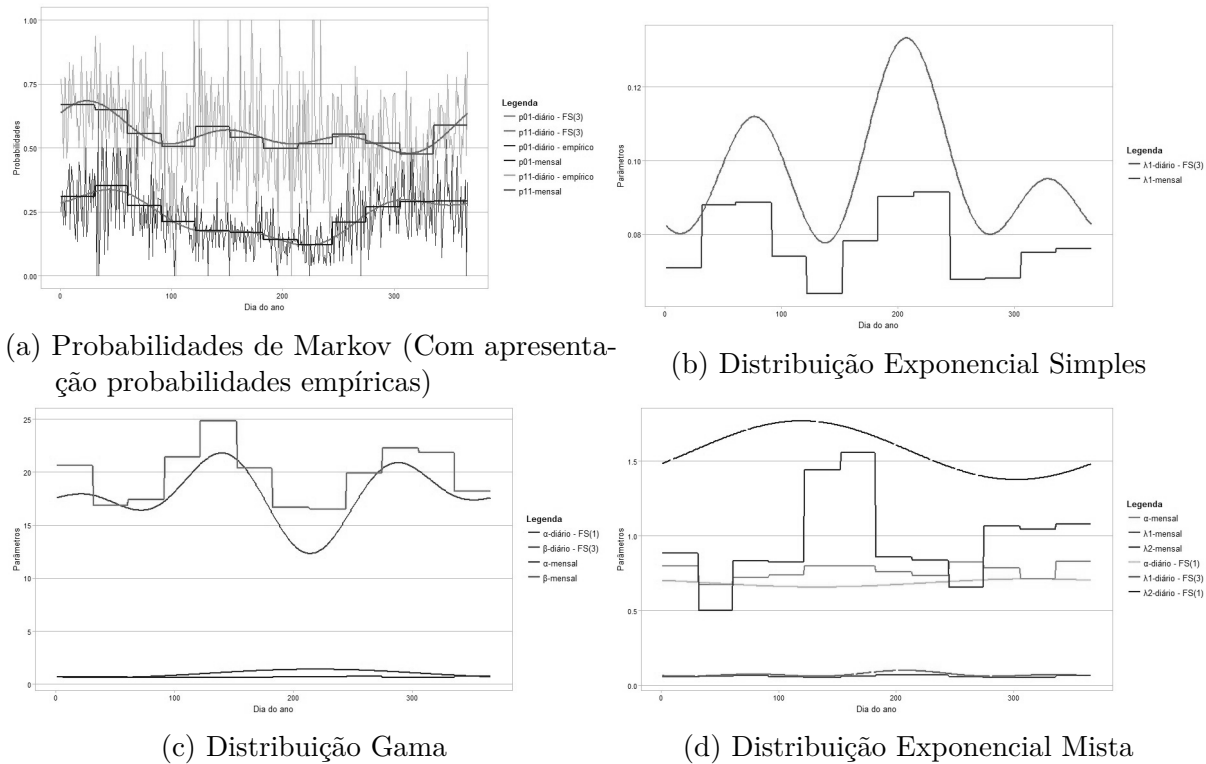


Figura 7 – Séries de *Fourier* ajustadas aos parâmetros e probabilidades calculados sob base diária e parâmetros e probabilidades estimados sob base mensal para a estação de Campo Mourão-PR

Fonte: Elaborado pelo autor

nos quais esses derivativos teriam maior demanda, ou seja, os meses de maior dependência da produção agrícola em relação às quantidades de precipitação. Conforme apresenta a CONAB (2017), em seu calendário de plantio e colheita de grãos no Brasil, os meses que concentram a maior parte do plantio de grãos no Brasil, com destaque para a cultura do milho e da soja que são os tipos de grãos com maior produção no país, são os meses de Outubro a Dezembro. Desta forma, os meses de Novembro, Dezembro e Janeiro foram selecionados, pois nesse período tanto soja, quanto milho, se encontram em etapas iniciais e intermediárias do seu ciclo de vida, com grande sensibilidade a variações das condições de precipitação, conforme apresentam Farias, Nepomuceno e Neumaier (2007) e Bergamaschi et al. (2001), com resultados corroborados pelo trabalho de Silva et al. (2013).

Análise das precipitações médias mensais

A eficiência na reprodução das médias mensais de precipitação é, intuitivamente, uma das características mais importantes buscadas num modelo de simulação de dados sintéticos de precipitação usado como ferramenta para construção de portfólios para derivativos climáticos. Isto porque estes derivativos, em sua maioria, têm seu *payoff* calculado com base em índices de quantidade de precipitação acumulada durante o período

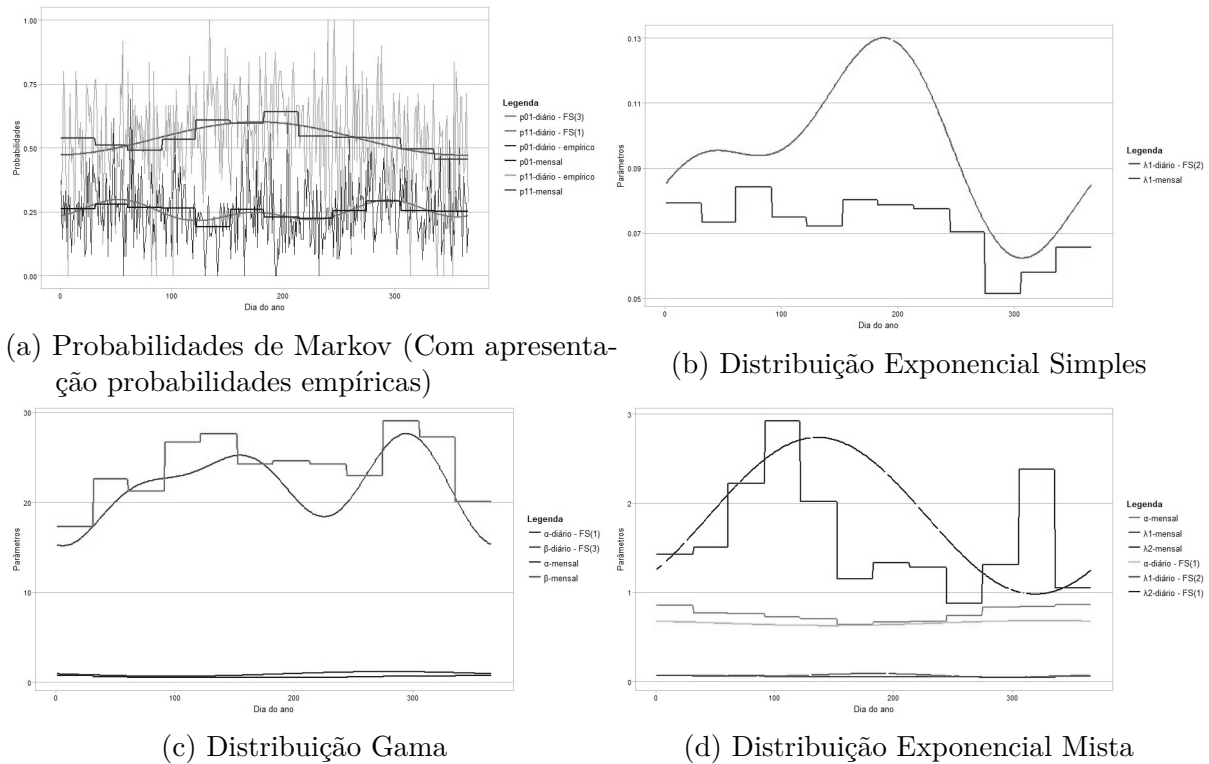


Figura 8 – Séries de *Fourier* ajustadas aos parâmetros e probabilidades calculados sob base diária e parâmetros e probabilidades estimados sob base mensal para a estação de Cruz Alta-RS

Fonte: Elaborado pelo autor

de vigência do contrato, e a boa reprodução de quantidades acumuladas mensais é um bom indicício da eficiência na reprodução de quantidades acumuladas em períodos de tamanhos diferentes.

A relação entre as médias mensais acumuladas das séries simuladas segundo cada uma das variantes testadas é comparada às médias mensais acumuladas observadas nas FIGURAS 9, 10 e 11 para o mês de Janeiro, nas regiões de Jatai-GO, Campo Mourão-PR e Cruz Alta-RS, respectivamente ³. Cada simulação conta com uma amostra de 1000 anos simulados para todas as estações de cada região. Nas figuras, os pontos acima da linha de 45° indicam as estações nas quais a média mensal simulada de precipitação foi superior a média mensal observada, em contrapartida, os pontos abaixo da linha de 45° indicam as estações nas quais a média mensal simulada foi inferior a média mensal observada.

Da análise das FIGURAS 9, 10 e 11, contata-se que nas três regiões observadas a distribuição exponencial mista sob base mensal superestima as quantidades mensais para todas as estações, enquanto sua contrapartida de base diária apresenta bom comportamento em todos os casos, estando, visualmente, entre as três melhores simulações nas três regiões

³ Os resultados para os meses de Novembro e Dezembro estão disponíveis no ANEXO C e corroboram os resultados apresentados para o mês de Janeiro.

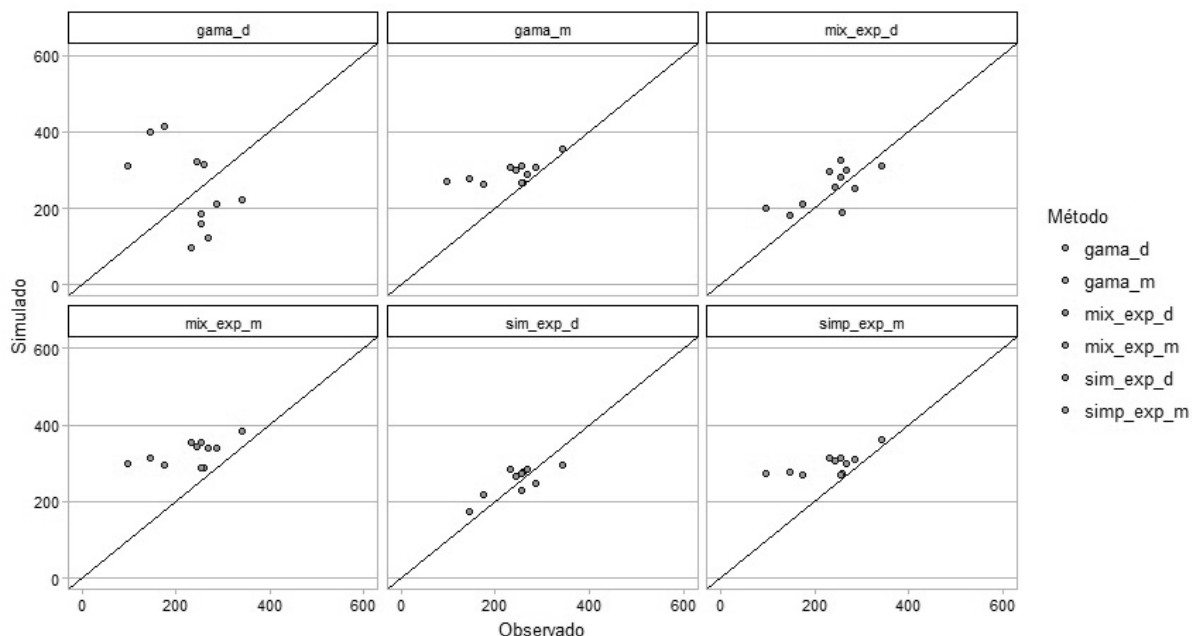


Figura 9 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Mensal de precipitação para a região de Jataí-GO no mês de Janeiro

Fonte: Elaborado pelo autor

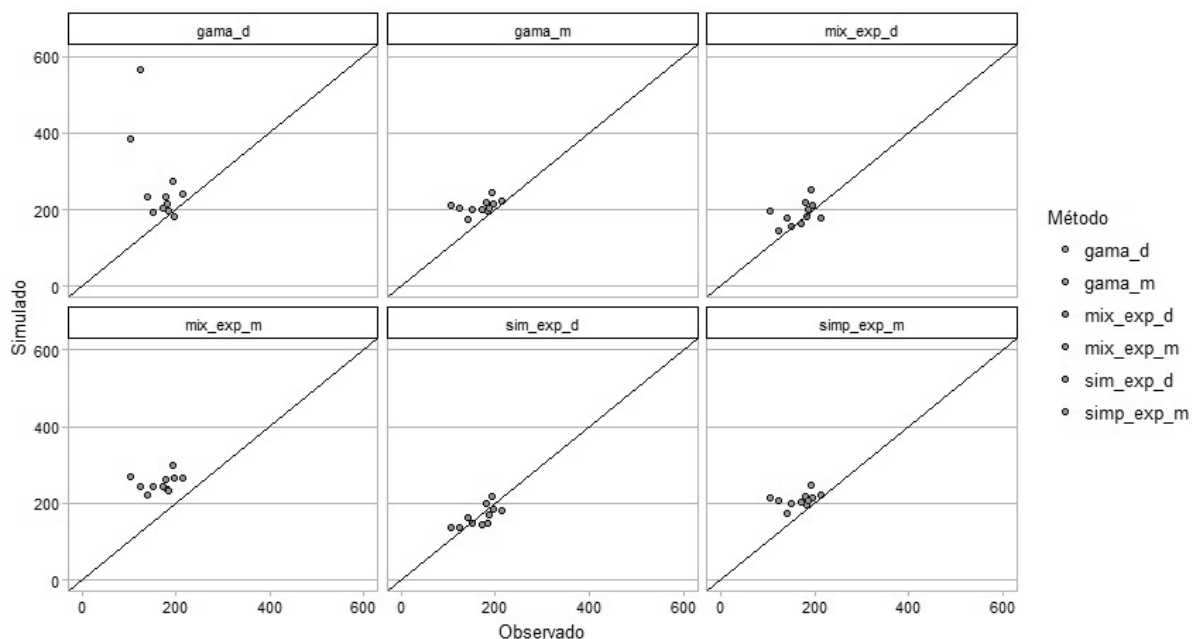


Figura 10 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Mensal de precipitação para a região de Campo Mourão-PR no mês de Janeiro

Fonte: Elaborado pelo autor

observadas. As maiores dispersões são encontradas no comparativo entre as médias da simulação com uso da distribuição gama em base diária, sendo notavelmente a distribuição com pior desempenho nesta análise. De forma geral, as simulações feitas com as distribuições de parâmetros calculados em base mensal super estimaram as médias observadas, apesar disso, o erro tende a ser menor nos casos da distribuição gama e exponencial simples. Assim

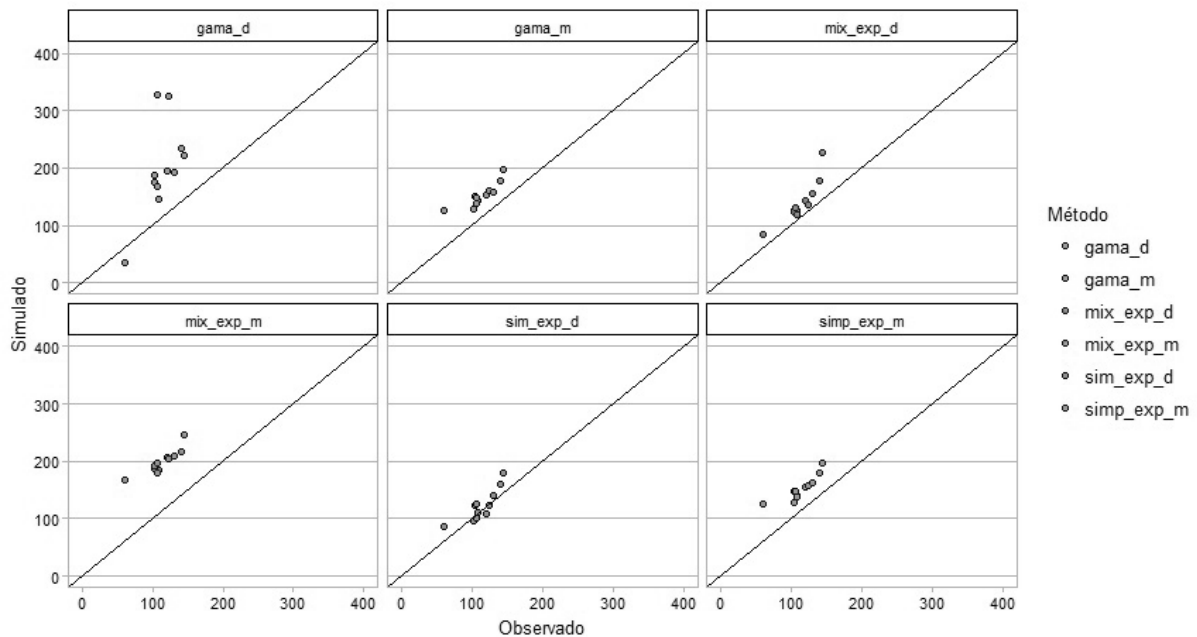


Figura 11 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Mensal de precipitação para a região de Cruz Alta-RS no mês de Janeiro

Fonte: Elaborado pelo autor

como a simulação com uso dos parâmetros da distribuição exponencial mista em base diária, a simulação exponencial simples apresentou bom comportamento em todos os casos, sendo também uma das variantes do modelo de Wilks (1998) com melhor desempenho nesta análise.

Análise das precipitações médias diárias

Nas FIGURAS 12, 13 e 14 é plotada a relação entre as médias diárias simuladas para cada estação, agrupadas pelo respectiva variante do modelo de Wilks (1998) e a média diária observada no mês de Janeiro para as regiões de Jataí-GO, Campo Mourão-PR e Cruz Alta-RS. Analogamente ao definido para análise das médias de precipitação mensais, os pontos acima da linha de 45° indicam as estações nas quais a média diária simulada de precipitação foi superior a média diária observada, enquanto que, os pontos abaixo da linha de 45° indicam as estações nas quais a média diária simulada foi inferior a média diária observada.

Pode ser observado nas FIGURAS 12, 13 e 14 que a simulação feita com o uso dos parâmetros da distribuição gama em base diária produziram médias diárias de precipitação com grande dispersão em relação às médias observadas empiricamente, de forma que assim como foi observado na análise das médias mensais, a variante do modelo MPML que usa os parâmetros da distribuição gama em base diária foi a de pior desempenho entre as variantes analisadas na avaliação da estatística de médias diárias.

A simulação exponencial mista com base mensal, assim como foi observado com as

médias mensais, produziu médias diárias superiores às médias diárias observadas em todos os casos, em contraste com as outras duas variantes calculadas em base mensal, a gama e a exponencial simples, que obtiveram, visualmente, o melhor desempenho dentre todas as variantes testadas.

Quanto as simulações com a distribuição exponencial mista e exponencial simples em base diária, os resultados apresentaram bom comportamento, com pequeno desvio em relação a linha de 45° e leve tendência de subestimação das médias diárias, mas com dispersão ainda superior às observadas na simulação com a distribuição gama e exponencial simples em base mensal. De forma geral, na análise dessa estatística, as simulações com parâmetros calculados em base mensal obtiveram menor dispersão se comparadas as simulações com parâmetros calculados em base diária, apontando para um ajuste mais preciso dos parâmetros estimados em relação a distribuição real dos dados observados.

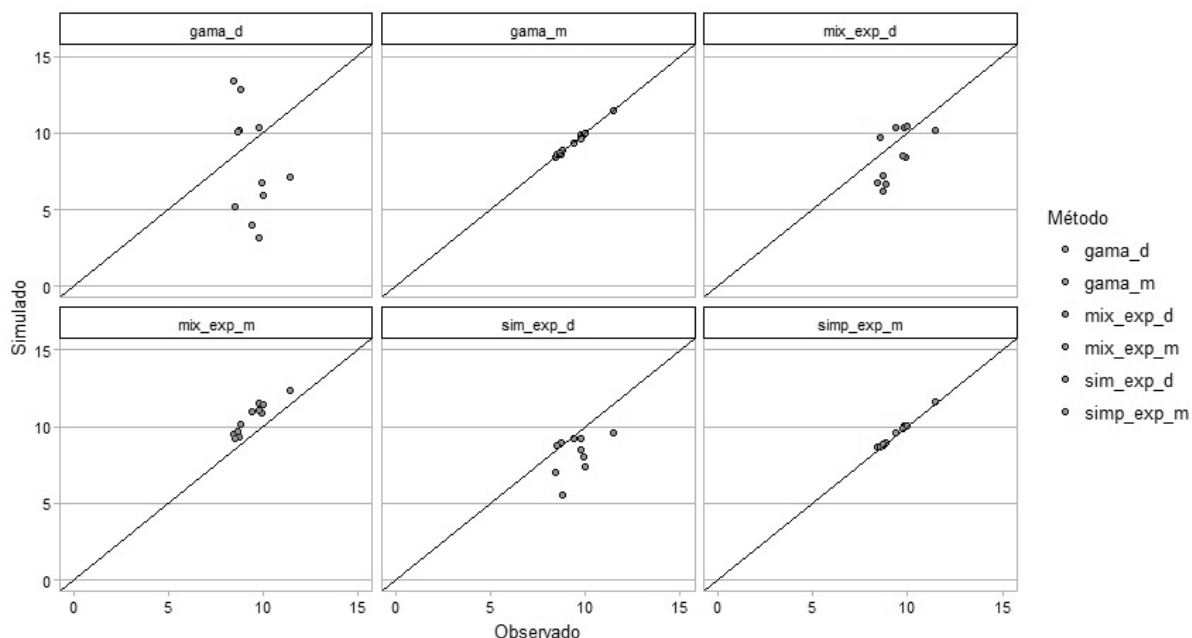


Figura 12 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Diária de precipitação para a região de Jataí-GO no mês de Janeiro

Fonte: Elaborado pelo autor

Análise da média de precipitação apenas em dias chuvosos

A análise apenas da média diária não é suficiente, uma vez que esta análise não leva em conta a quantidade de dias em que realmente ocorreu a precipitação. Para avaliar qual o melhor modelo de simulação de dados diários de precipitação deve-se levar em conta como é o comportamento na simulação dos dados apenas nos dias em que houve precipitação, conforme Mhanna e Bauwens (2012a). Nas FIGURAS 15, 16 e 17 são comparadas as médias diárias dos dias chuvosos das amostras produzidas pela simulação de cada variante com a média diária dos dias chuvosos dos dados de precipitação observados

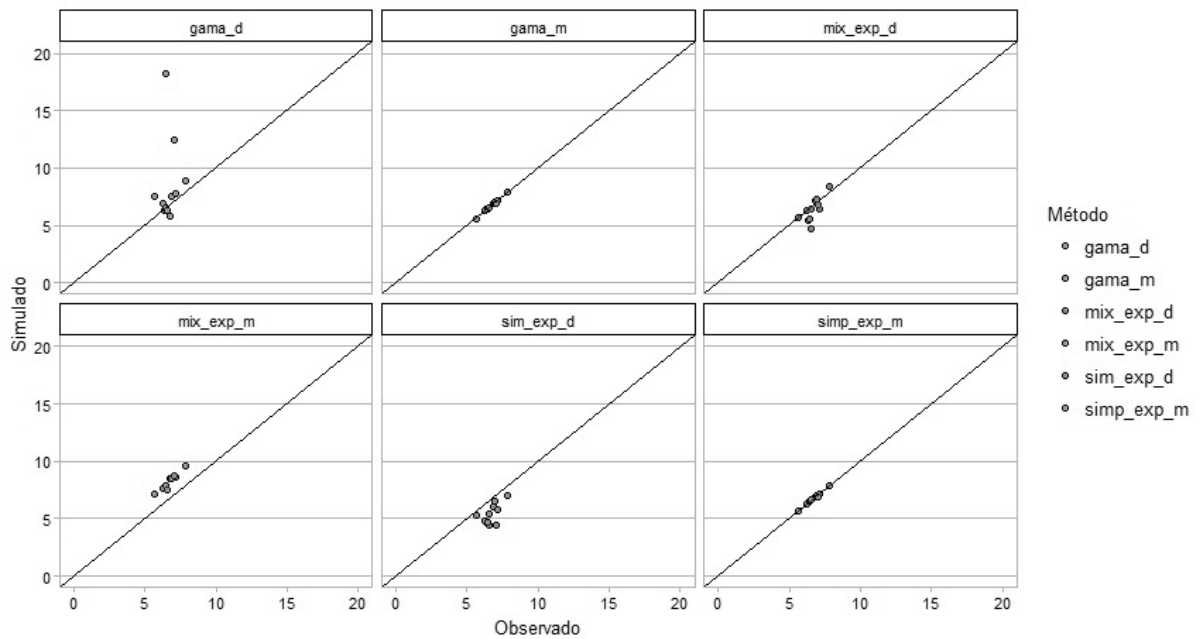


Figura 13 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Diária de precipitação para a região de Campo Mourão-PR no mês de Janeiro
 Fonte: Elaborado pelo autor

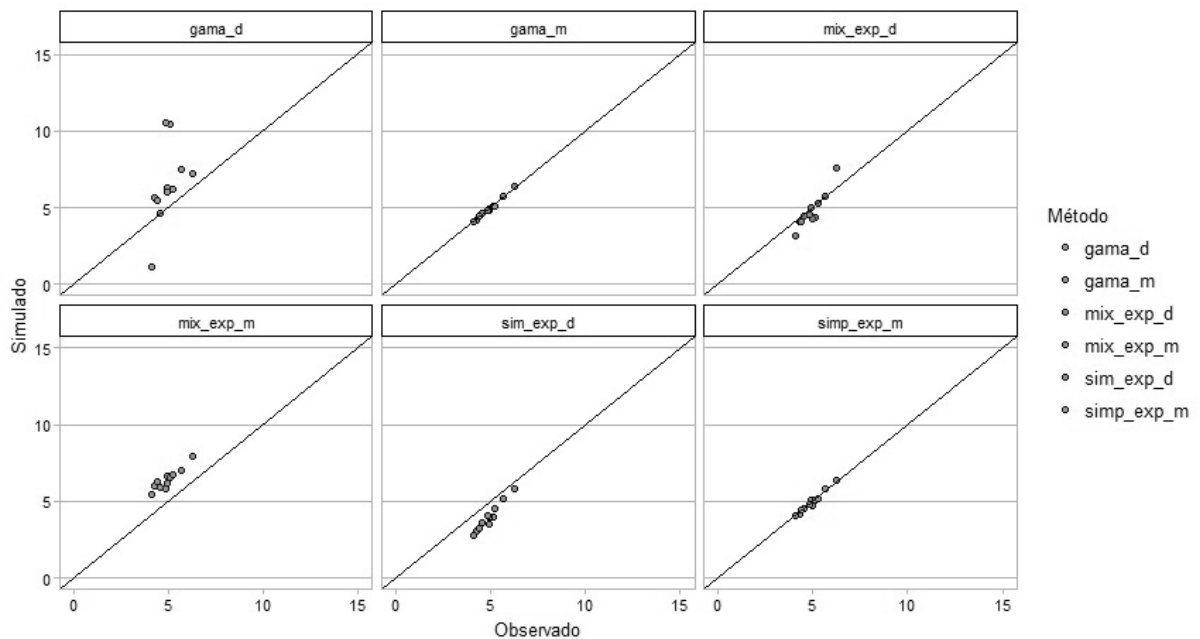


Figura 14 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Diária de precipitação para a região de Cruz Alta-RS no mês de Janeiro
 Fonte: Elaborado pelo autor

para o mês de Janeiro nas três regiões estudadas. De forma análoga às análises feitas nas seções anteriores, as médias para os dados simulados são dadas pelo eixo y enquanto que as médias dos dados observados são dados pelo eixo x. Pontos acima da linha de 45° graus indicam as estações com médias dos dados simulados superiores a médias observadas e pontos abaixo da linha de 45° indicam as estações com médias dos dados simulados

inferiores às médias dos dados observados.

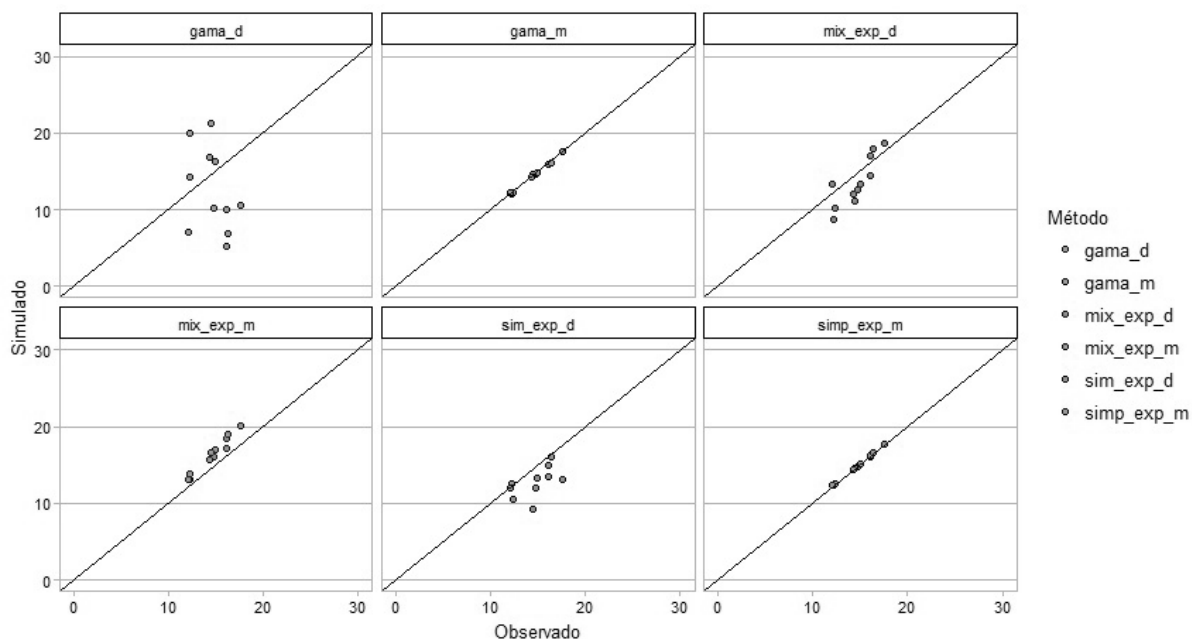


Figura 15 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média em Dias Chuvosos para a região de Jataí-GO no mês de Janeiro

Fonte: Elaborado pelo autor

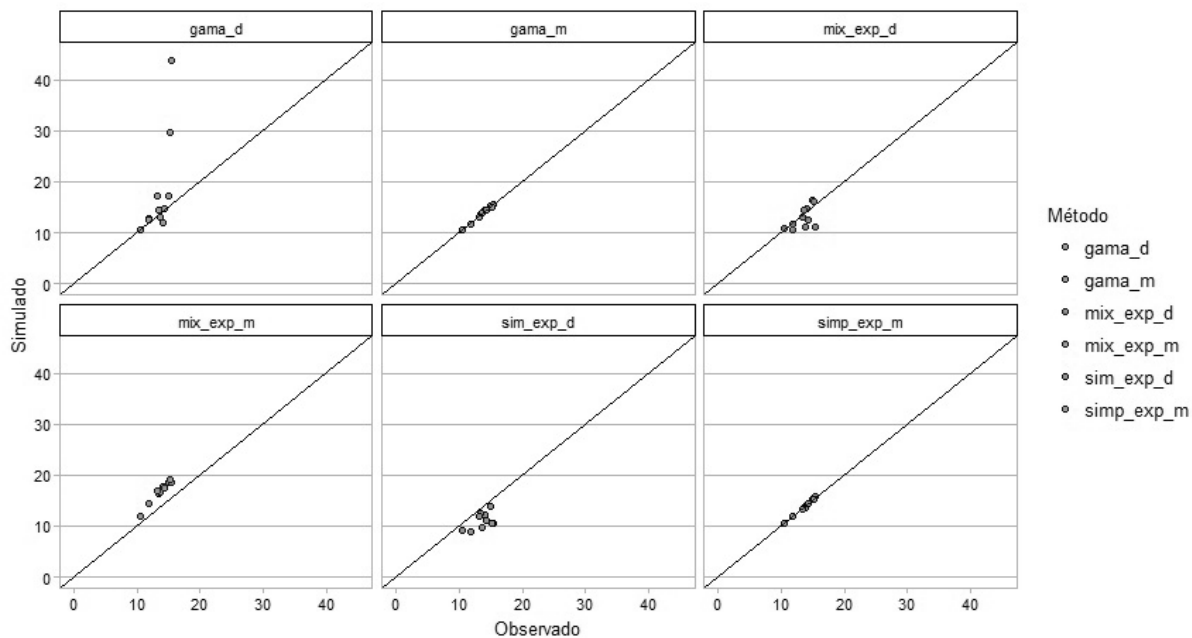


Figura 16 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média em Dias Chuvosos para a região de Campo Mourão-PR no mês de Janeiro

Fonte: Elaborado pelo autor

A análise das FIGURAS 15, 16 e 17 corrobora com a análise feita na seção anterior, com menor dispersão para as variantes que usam parâmetros e probabilidades calculados em base mensal e viés de superestimação de médias para a versão exponencial mista em

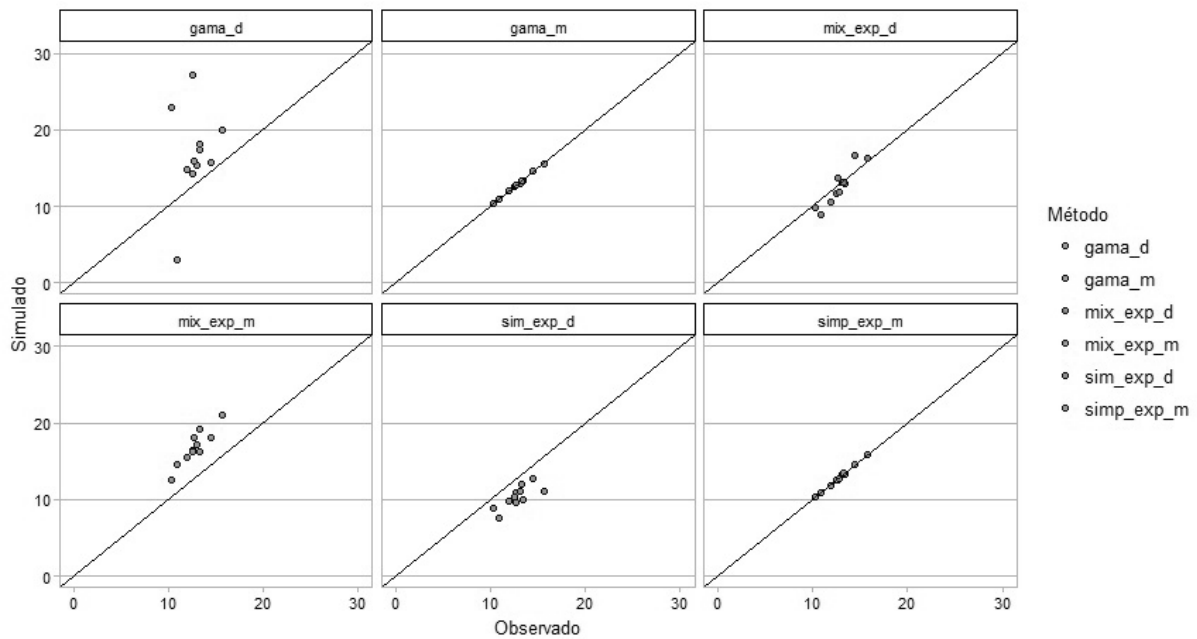


Figura 17 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média em Dias Chuvosos para a região de Cruz Alta-RS no mês de Janeiro

Fonte: Elaborado pelo autor

base mensal. Grande dispersão para a variante gama em base diária, e bom comportamento da distribuição exponencial mista em base diária, apesar da dispersão ainda superior em relação às variantes com parâmetros calculados em base mensal. A exceção é feita no caso da simulação da variante que utiliza os parâmetros da distribuição gama em base diária, que apresenta viés mais acentuado de subestimação das médias de chuva em dias chuvosos se comparado com a análise das médias diárias.

Análise do Desvio Padrão e Distorção

Nas FIGURAS 18, 19 e 20 são contrapostos os desvios padrões das séries diárias geradas por cada variante com o desvio padrão empiricamente observado em cada estação, nas regiões de Jataí-GO, Campo Mourão-PR e Cruz Alta-RS, respectivamente, para o mês de Janeiro. Pontos acima da linha de 45° indicam as estações onde as séries sintéticas tiveram desvio maior que o observado naquela estação, e pontos abaixo da linha de 45° indicam pontos onde o desvio padrão foi subestimado. Enquanto isso, as FIGURAS 21, 22 e 23 apresentam a distorção das séries sintéticas geradas comparadas com as séries observadas, também para o mês de Janeiro nas mesmas três regiões.

Na análise do desvio padrão, extrai-se das figuras que a versão da simulação que utiliza os parâmetros da distribuição exponencial mista em base mensal superestimam a dispersão da precipitação em todos os casos, enquanto o oposto é observado na distribuição exponencial simples em base diária e em base mensal, com desvios padrões dos dados simulados menores do que os desvios padrões empíricos. Novamente, menor precisão é

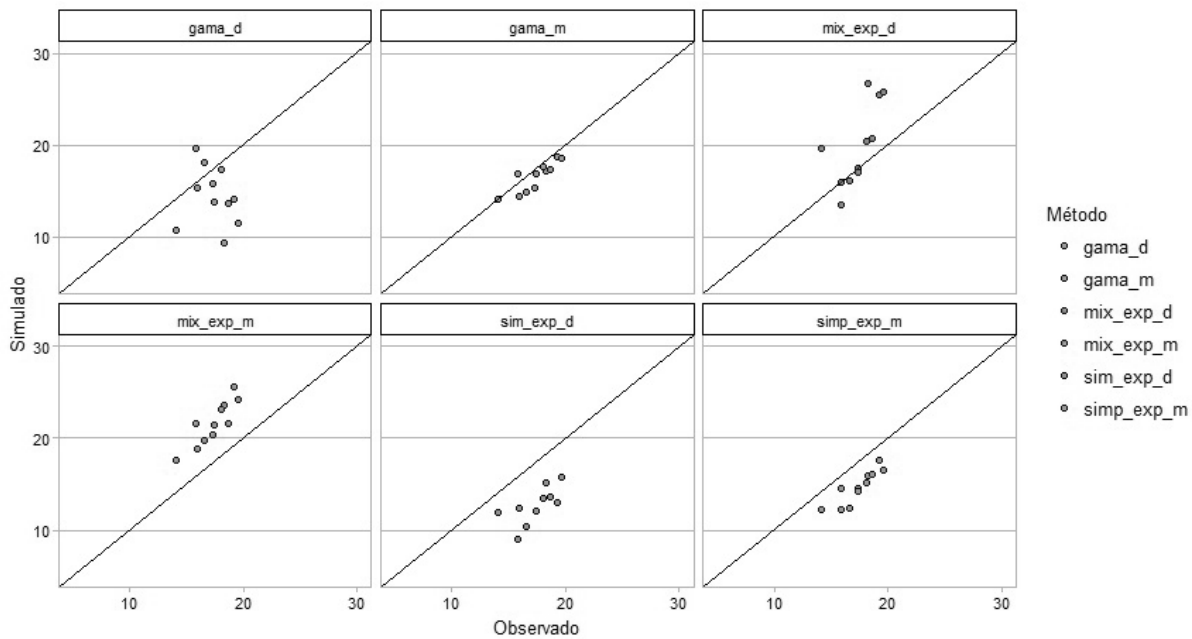


Figura 18 – Relação do Desvio Padrão dos dados sintéticos e empíricos para a região de Jataí-GO no mês de Janeiro

Fonte: Elaborado pelo autor

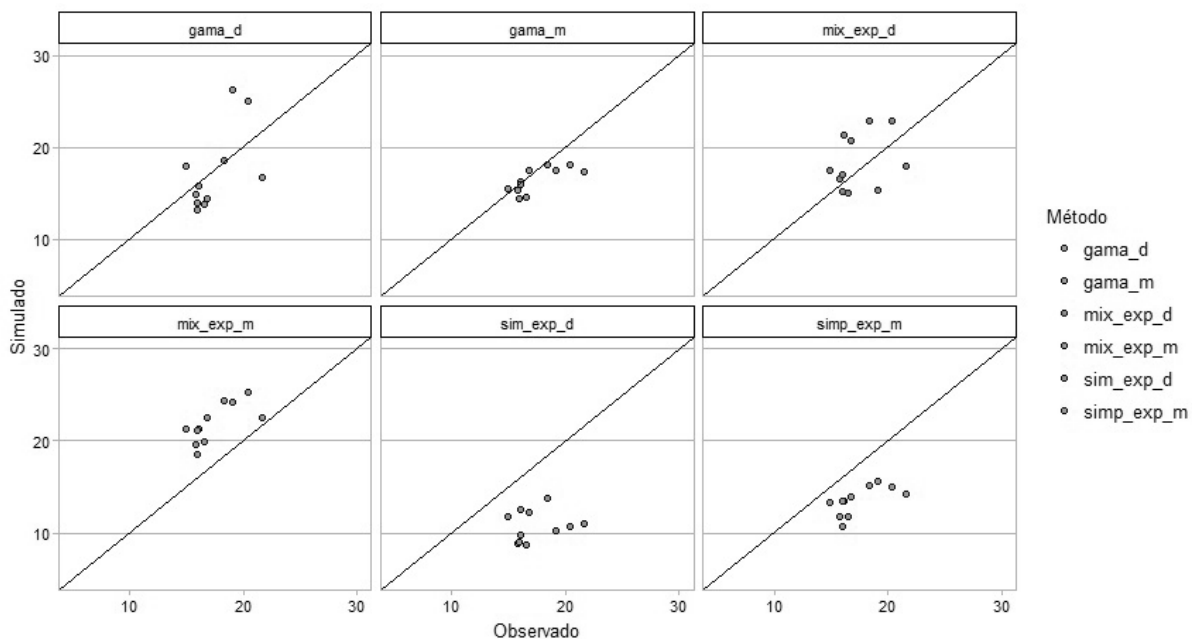


Figura 19 – Relação do Desvio Padrão dos dados sintéticos e empíricos para a região de Campo Mourão-PR no mês de Janeiro

Fonte: Elaborado pelo autor

encontrada na observação da simulação que utiliza os parâmetros da distribuição gama em base diária, apresentando sempre maior dispersão em relação aos valores obtidos dos dados empíricos.

Na análise desta estatística, a variante do modelo MPML com melhor desempenho aparenta ser a que utiliza os parâmetros da distribuição gama em base mensal, seguido

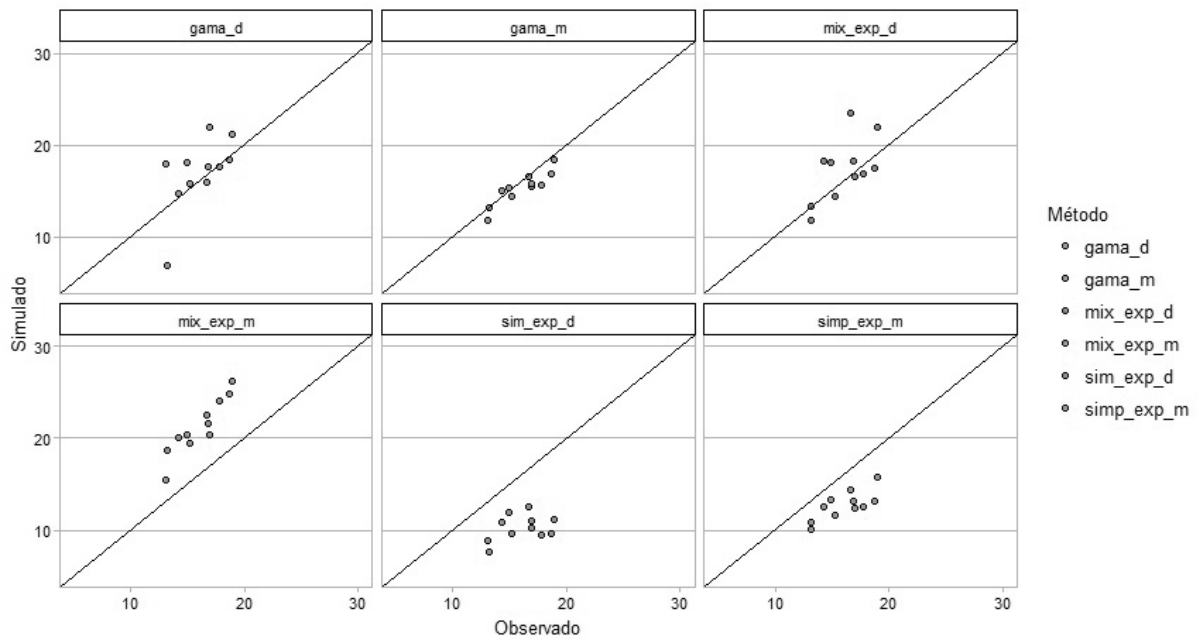


Figura 20 – Relação do Desvio Padrão dos dados sintéticos e empíricos para a região de Cruz Alta-RS no mês de Janeiro

Fonte: Elaborado pelo autor

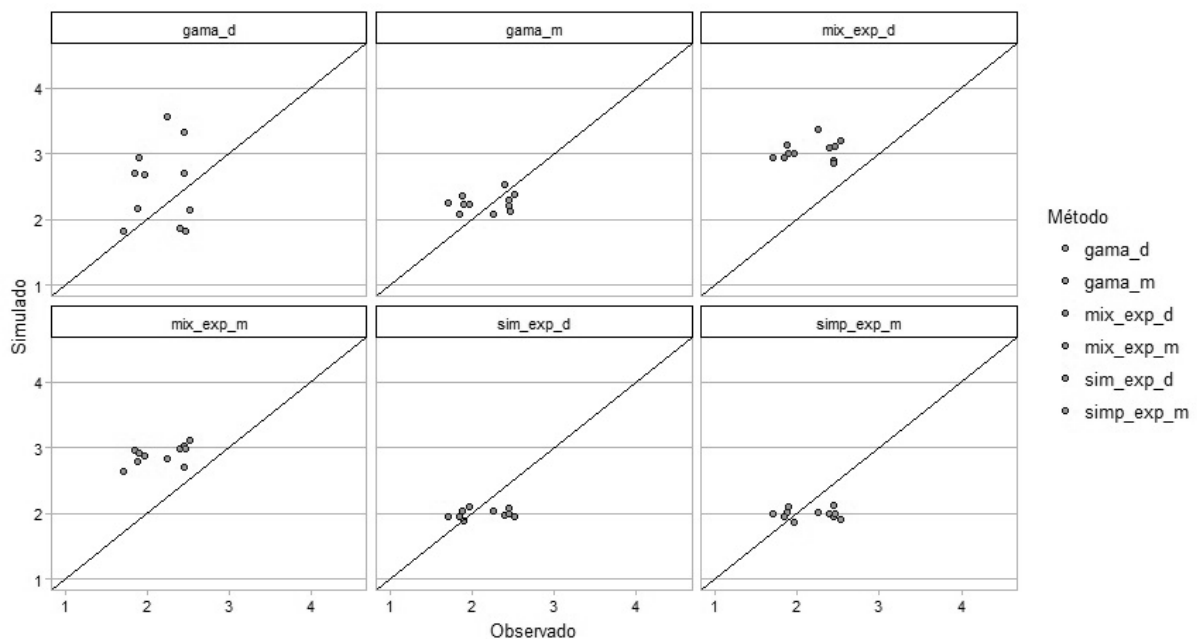


Figura 21 – Relação da Distorção dos dados sintéticos e empíricos para a região de Jataí-GO no mês de Janeiro

Fonte: Elaborado pelo autor

pela distribuição exponencial simples em base diária nos casos das regiões de Campo Mourão-PR e Cruz Alta-RS. No caso da Região de Jataí-Go a distribuição exponencial simples em base mensal apresentou alguns pontos com maior distanciamento em relação a linha de 45° graus, não deixando claro se seu desempenho é superior as demais estações.

Já a análise da distorção mostra uma relativa rigidez das seis variantes do modelo

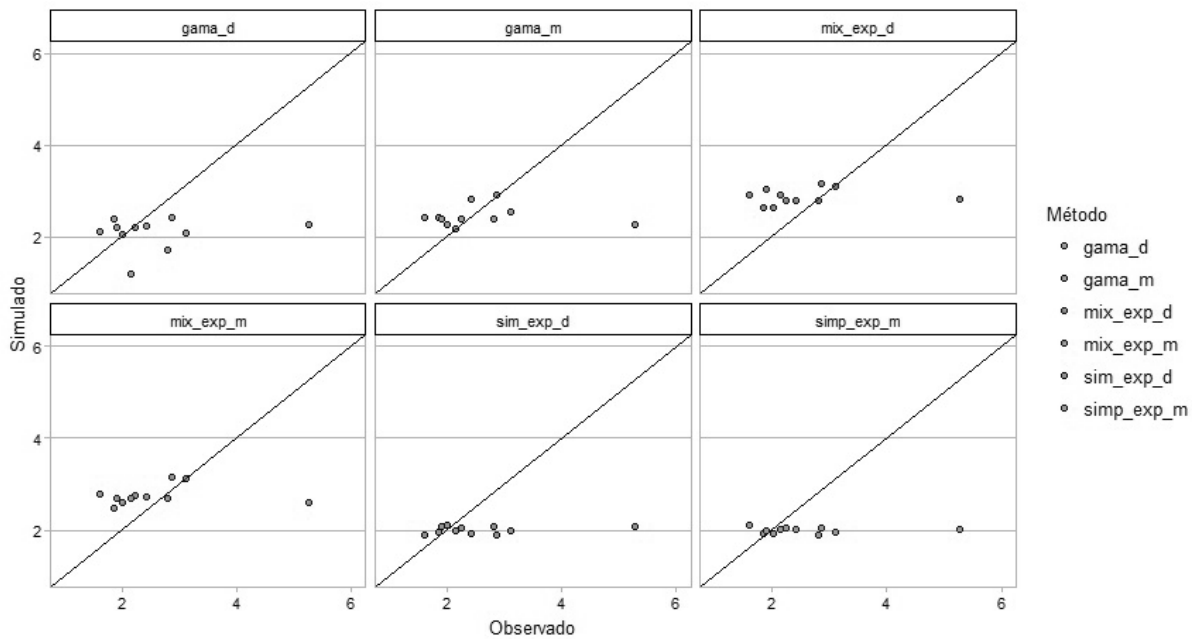


Figura 22 – Relação da Distorção dos dados sintéticos e empíricos para a região de Campo Mourão-PR no mês de Janeiro

Fonte: Elaborado pelo autor

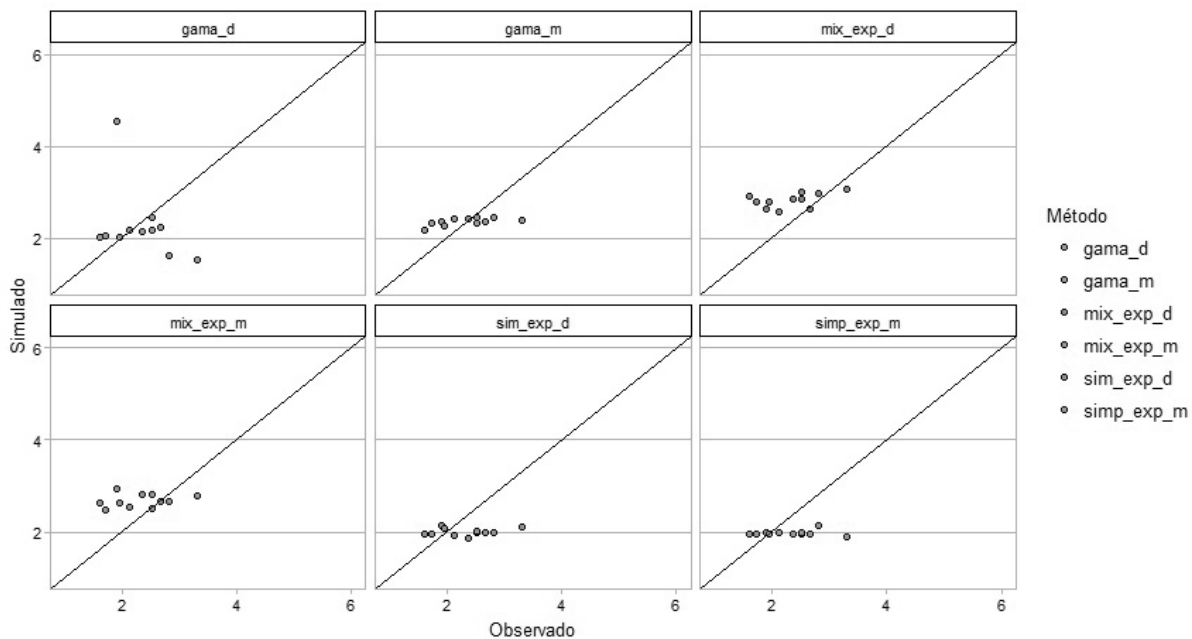


Figura 23 – Relação da Distorção dos dados sintéticos e empíricos para a região de Cruz Alta-RS no mês de Janeiro

Fonte: Elaborado pelo autor

de Wilks (1998) em torno de um a quatro, com grande proximidade entre os valores de cada estação. Desta forma, não é possível apontar pela análise gráfica as variantes com melhor desempenho na avaliação desta estatística. Apesar disso, é possível observar que as simulações que utilizam o parâmetro da distribuição exponencial simples, tanto em base diária, como em base mensal, apresentam uma rigidez mais acentuada, apresentando

distorção sempre muito próxima a dois. Além disso, as simulações que utilizam os parâmetros da distribuição exponencial mista em base diária e mensal para geração dos dados apresentam um viés de superestimação da distorção em relação aos dados observados, fato que esta marcadamente visível no caso da região de Jataí-GO.

Análise da correlação do Processo de Ocorrência e Quantidade

A comparação entre a correlação dos dados sintéticos de precipitação de cada variante e a correlação dos dados empíricos de precipitação, assim como a comparação das médias mensais, tem grande importância na definição das melhores variações do modelo de Wilks (1998). Para a construção de um portfólio adequado usando os dados dessas simulações, as correlações entre os dados gerados pelas estações deve ser imagem da correlação real existente no processo de precipitação das localidades. Desta forma, não só as características da precipitação local devem ser bem reproduzidas, mas também a forma como essas diversas localidades se correlacionam entre si.

Nas FIGURAS 24, 25 e 25 são contrapostas as correlações de ocorrência das séries sintéticas (eixo y) geradas por cada variante do modelo MPML com as correlações de ocorrência observadas pelas séries históricas de dados das estações, para o mês de Janeiro.

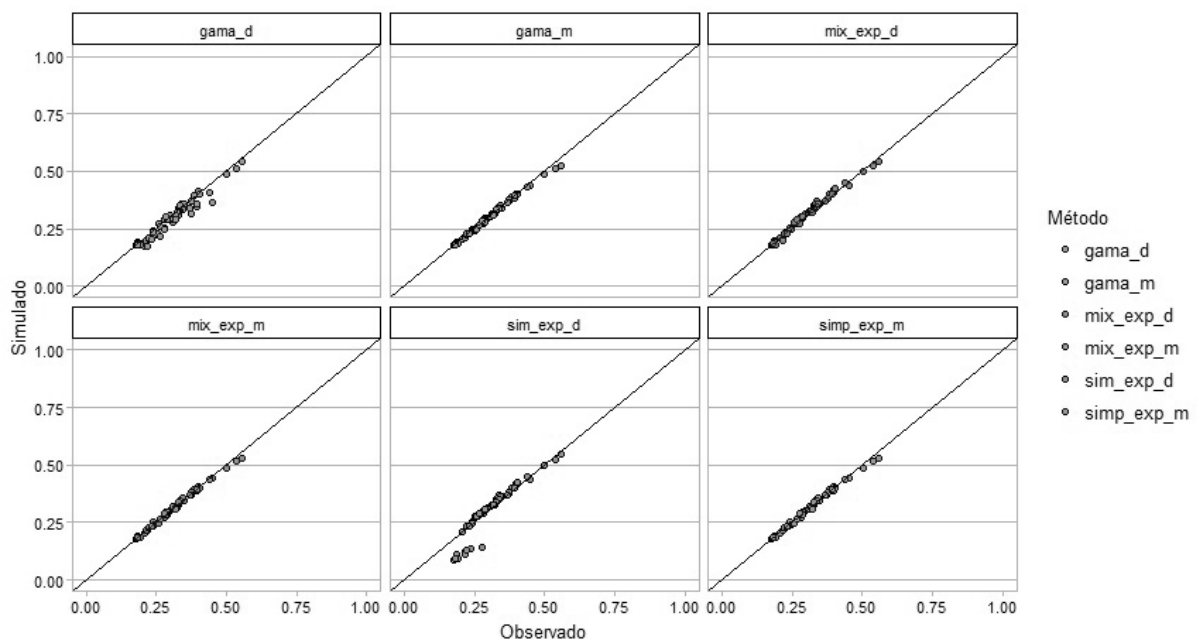


Figura 24 – Relação das Correlações do Processo de Ocorrência entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Jataí-GO no mês de Janeiro

Fonte: Elaborado pelo autor

Conforme apresentado na metodologia, a matriz Σ , usada para gerar as séries normais espacialmente correlacionadas e, por conseguinte, as séries do processo de ocorrência do MPML, é construída com base nas EQUAÇÕES 3.26, 3.27, 3.28 e 3.29, de

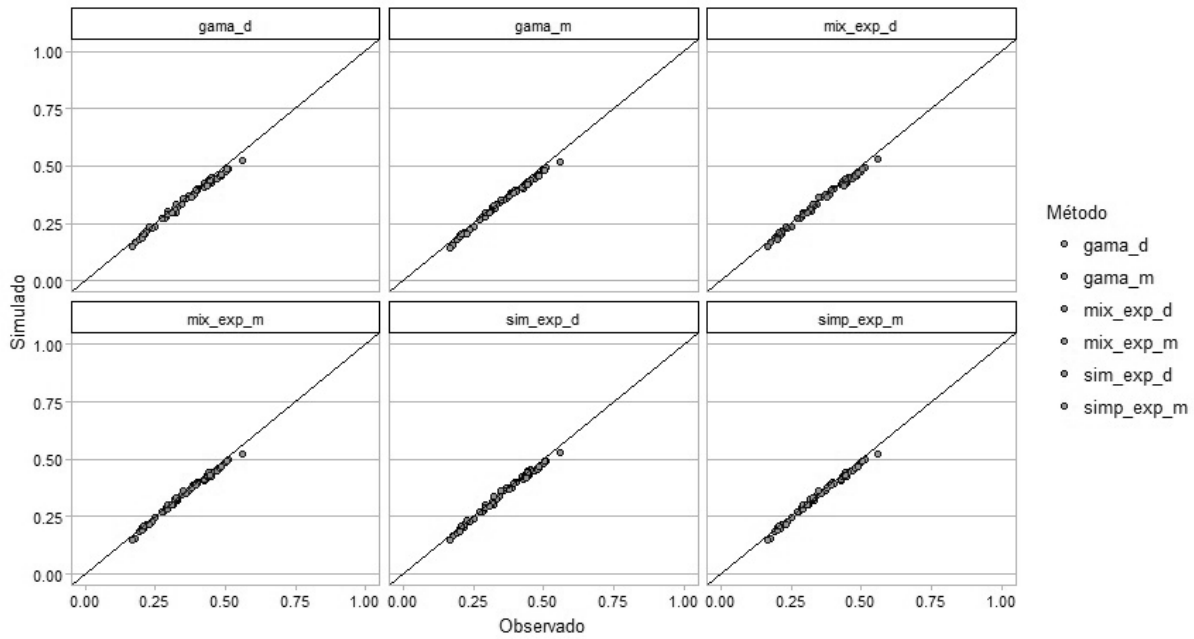


Figura 25 – Relação das Correlações do Processo de Ocorrência entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Campo Mourão-PR no mês de Janeiro

Fonte: Elaborado pelo autor

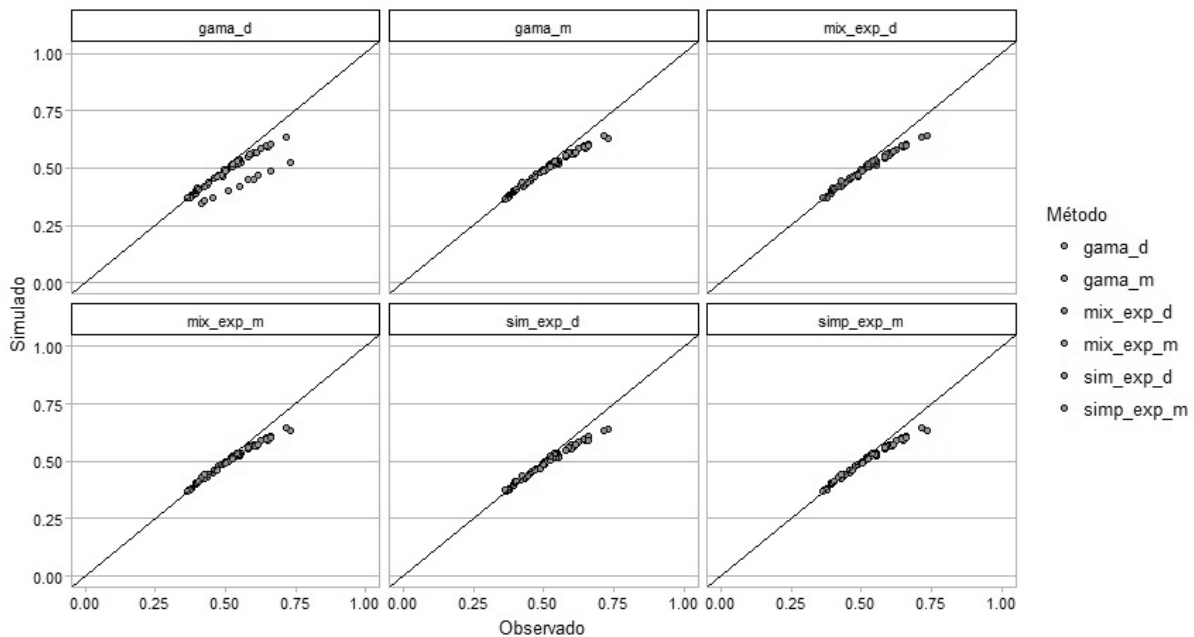


Figura 26 – Relação das Correlações do Processo de Ocorrência entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Cruz Alta-RS no mês de Janeiro

Fonte: Elaborado pelo autor

forma que para todas as variantes testadas, a matriz Σ usada é a mesma. Desta forma, as diferenças observadas na correlação de ocorrência das séries sintéticas tem origem na etapa de simulação. Da observação das FIGURAS 24, 25 e 26, pode ser visto que a maioria das

séries simuladas apresenta correlação das séries sintéticas muito próximas a correlação real das séries reais, não sendo possível apontar as melhores versões visualmente.

Entretanto alguns apontamentos podem ser feitos. Primeiro, fica evidente que todos os modelos tiveram um pior desempenho na região de Cruz Alta-RS, com visível tendência de viés de subestimação da correlação conforme a correlação observada aumenta. Esse viés não é observado nas demais regiões, e portanto, é possível inferir que sua justificativa se dê por questões de aderência dos modelos às características da precipitação na região de Cruz Alta-RS. Segundo, é possível verificar pontos que fogem a tendência comum observada nos demais nos casos da simulação que usou o parâmetro da distribuição exponencial simples em base diária na Região de Jataí-GO e da simulação que usou os parâmetros da distribuição gama também em base diária na Região de Cruz Alta-RS. A explicação para essa distorção remete a subestimação das correlações de uma estação específica com todas as demais estações consideradas nos dois processos de simulação, gama diário e exponencial diário, quando comparada com as correlações reais.

Nas FIGURAS 27, 28 e 29 é apresentada a relação entre as correlações de quantidades das séries sintéticas de precipitação, de acordo com cada uma das variantes, e as correlações de quantidade das séries de precipitação observadas, para as três regiões deste estudo durante o mês de Janeiro. A superestimação da correlação de quantidade ocorre com os pontos acima da linha de 45° e a subestimação da correlação de quantidade ocorre nos pontos inferiores à linha de 45°.

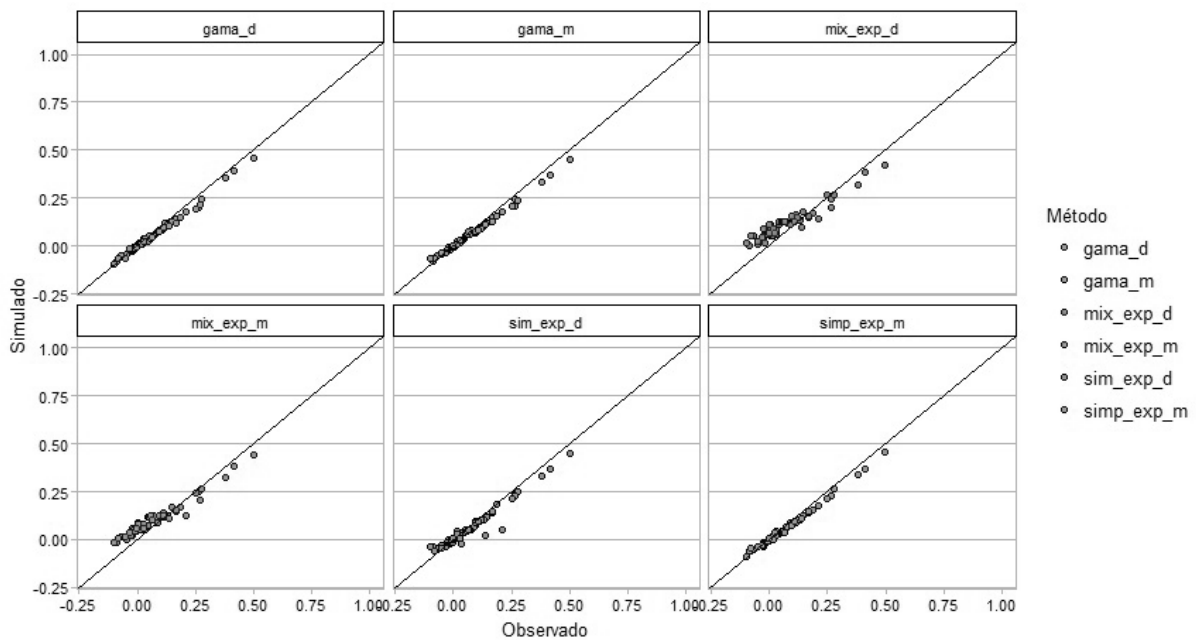


Figura 27 – Relação das Correlações do Processo de Quantidade entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Jataí-GO no mês de Janeiro

Fonte: Elaborado pelo autor

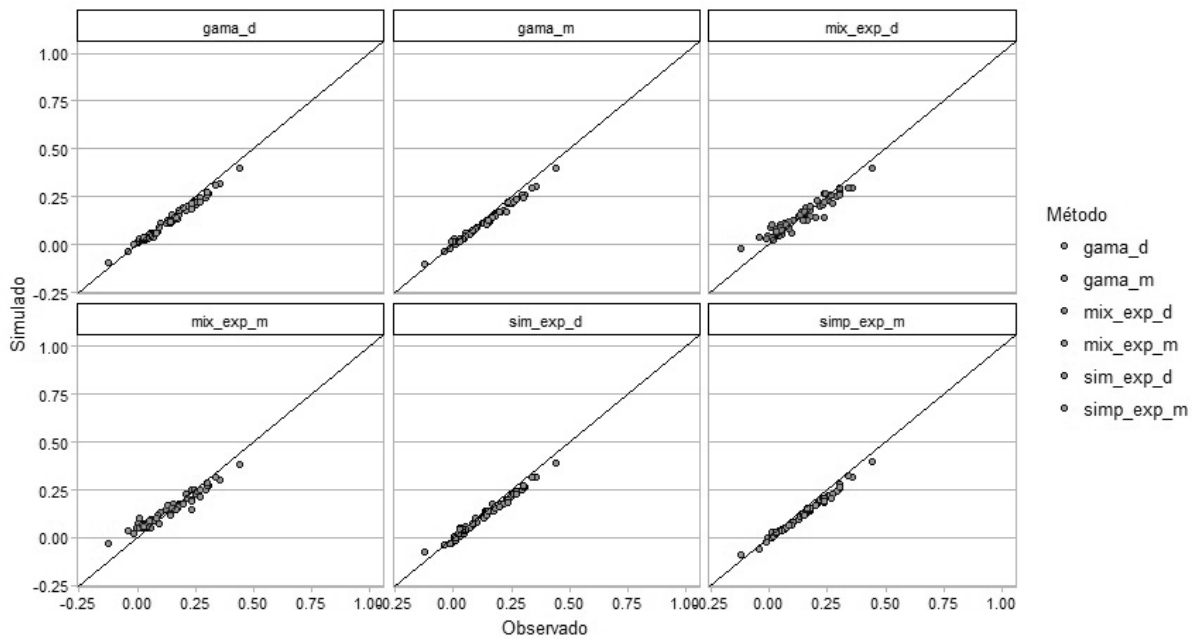


Figura 28 – Relação das Correlações do Processo de Quantidade entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Campo Mourão-PR no mês de Janeiro

Fonte: Elaborado pelo autor

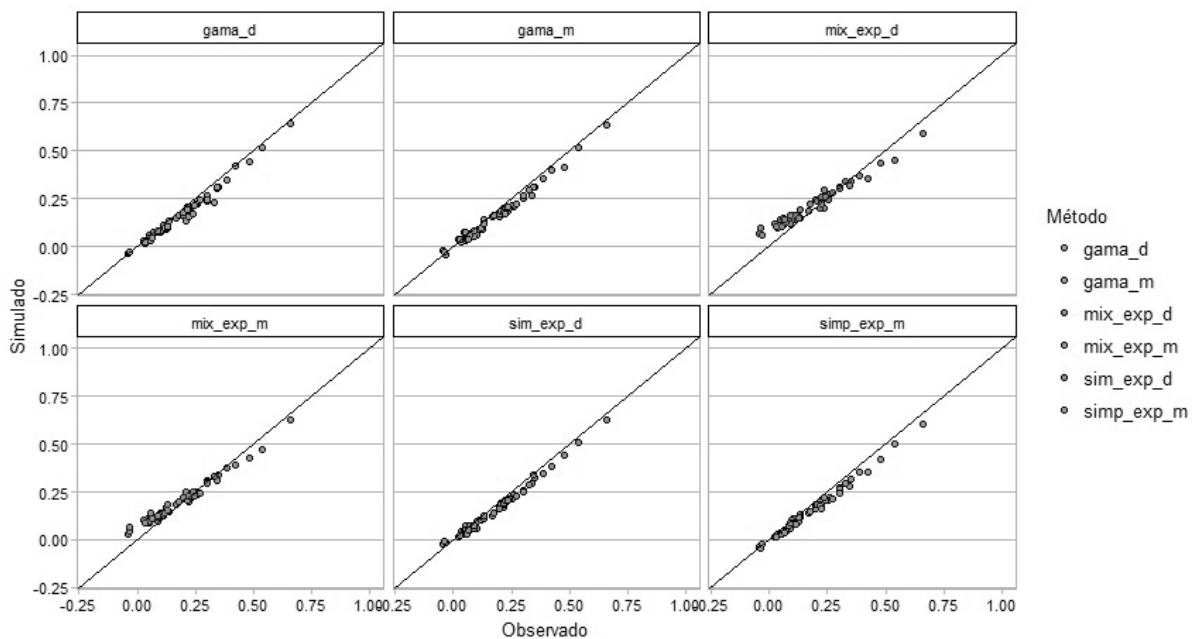


Figura 29 – Relação das Correlações do Processo de Quantidade entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Cruz Alta-RS no mês de Janeiro

Fonte: Elaborado pelo autor

Conforme apresentado na metodologia, a matriz Z utilizada na simulação que usa os parâmetros das distribuições exponencial simples e exponencial mista em base diária e mensal foi obtida com base na EQUAÇÃO 3.33, enquanto que a matriz Z utilizada

na simulação que utiliza os parâmetros da distribuição gama em base diária e mensal, foi obtida com base na EQUAÇÃO 3.34. Da análise das FIGURAS 27, 28 e 29 se pode observar que todas as variantes do modelo MPML parecem reproduzir adequadamente a correlação de quantidade empírica, com pequeno viés para de superestimação de correlação em situações de baixa correlação para as variantes que usam os parâmetros da distribuição exponencial mista em base diária e mensal para simulação.

De modo geral, todas as variantes apresentaram bom desempenho na análise das correlações de ocorrência e quantidade, de forma que não é possível apontar quais são as melhores variantes na reprodução dessas estatísticas por meio da análise gráfica.

Analise do EQM por estatística

Além da análise gráfica, para seleção da melhor variante do modelo de Wilks (1998), foram comparados os erros quadráticos médios produzidos pelas simulações na observação de cada uma das estatísticas relevantes apresentadas na metodologia. Cada versão do modelo foi ranqueada de acordo com seu desempenho na reprodução das estatística segundo seu EQM. As TABELAS 18, 19 e 20 apresentam os EQM calculados com os dados sintéticos gerados por cada versão do modelo MPML por estatística, com destaque para as três melhores variantes em cada caso.

Tabela 18 – Seleção de modelo gerador de precipitação diária para a região de Jataí-GO por meio do EQM de cada estatística relevante

Estatística	<i>mix_exp_d</i>	<i>gamma_d</i>	<i>simp_exp_d</i>	<i>mix_exp_mo</i>	<i>gamma_m</i>	<i>simp_exp_m</i>
Média Mensal	53.40***	150.63	54.91**	109.07	78.48*	81.85
Média Diária	1.49	3.98	3.51	1.21*	0.08***	0.19**
Média Dias Chuvosos	2.13	6.45	15.15	1.84*	0.15***	0.19**
Desvio Padrão	4.20*	4.69	57.19	4.44	1.16***	2.78**
Distorção	0.94	0.73*	1.72	0.77	0.31***	0.35**
Correlação de Ocorrência	0.03	0.06	0.10	0.02***	0.02***	0.02***
Correlação de Quantidade	0.15	0.05***	0.08	0.11	0.05***	0.05***

Nota:

(***) - 1º; (**) - 2º; (*) - 3º

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 19 – Seleção de modelo gerador de precipitação diária para a região de Campo Mourão-PR por meio do EQM de cada estatística relevante

Estatística	<i>mix_exp_d</i>	<i>gamma_d</i>	<i>simp_exp_d</i>	<i>mix_exp_m</i>	<i>gamma_m</i>	<i>simp_exp_m</i>
Média Mensal	39.66**	164.21	23.63***	92.09	50.38*	51.39
Média Diária	0.76*	3.97	1.46	1.50	0.10***	0.10***
Média Dias Chuvosos	1.75*	9.76	2.96	3.07	0.14**	0.13***
Desvio Padrão	3.14**	3.46*	7.03	4.74	1.77***	4.22
Distorção	1.00**	1.09	1.10	0.98***	1.00**	1.12
Correlação de Ocorrência	0.03***	0.03***	0.03***	0.03***	0.03***	0.03***
Correlação de Quantidade	0.09	0.06***	0.06***	0.09	0.06***	0.06***

Nota:

(***) - 1º; (**) - 2º; (*) - 3º

Fonte: Elaborado pelo autor

De modo semelhante ao realizado por Zalina et al. (2002), foram selecionadas as duas variantes do modelo de Wilks (1998) que apareceram com maior frequência entre as três melhores. Nos casos das Regiões de Campo Mourão-PR e Cruz Alta-RS, os modelos

Tabela 20 – Seleção de modelo gerador de precipitação diária para a região de Cruz Alta-RS por meio do EQM de cada estatística relevante

Estatística	mix_exp_d	gamma_d	simp_exp_d	mix_exp_m	gamma_m	simp_exp_m
Média Mensal	33.18**	109.42	18.30***	86.09	41.08	40.93*
Média Diária	0.60*	2.73	0.99	1.51	0.08***	0.10**
Média Dias Chuvosos	1.10*	6.90	2.61	4.18	0.13***	0.13***
Desvio Padrão	2.82**	3.07*	6.09	5.36	1.17***	3.58
Distorção	0.67	1.05	0.58**	0.59*	0.45***	0.59*
Correlação de Ocorrência	0.07*	0.14	0.07*	0.06***	0.07*	0.06***
Correlação de Quantidade	0.12	0.07**	0.06***	0.09	0.07**	0.08

Nota:

(***) - 1º; (**) - 2º; (*) - 3º

Fonte: Elaborado pelo autor

selecionados foram o que leva em conta os parâmetros estimados em base mensal da distribuição gama e o que leva em conta os parâmetros estimados em base diária da distribuição exponencial mista, no caso da Região de Jataí-GO, foram selecionados os modelos em base mensal com parâmetros da distribuição gama e exponencial simples, conforme a TABELA 21.

Tabela 21 – Resumo do processo de seleção de modelo para as três regiões estudadas

Região	mix_exp_d	gamma_d	simp_exp_d	mix_exp_mo	gamma_m	simp_exp_m
Jataí-GO	2	2	1	3	7*	6*
Campo Mourão-PR	6*	3	3	2	7*	4
Cruz Alta-RS	5*	2	4	2	6*	5*

Nota:

(*) - modelo selecionado

Fonte: Elaborado pelo autor

Desta forma, com base na análise gráfica e na análise do EQM, foram selecionadas as versões exponencial mista com base diária e gama com base mensal do modelo MPML para a próxima parte do trabalho. Note que as versões exponencial mista em base diária e exponencial simples em base mensal foram selecionadas cada uma em duas regiões, enquanto a versão gama em base mensal foi selecionada nas três regiões. A distribuição exponencial simples em base mensal foi preterida em relação a distribuição exponencial mista em base diária por apresentar pior desempenho na estatística de média mensal, característica importante para o trabalho objetivado, e por não apresentar grande superioridade a exponencial mista em base diária quando se avalia as demais estatísticas, em especial as correlações de ocorrência e quantidade, também destacadamente importantes para o objetivo.

4.2 Composição de portfólios

Após a seleção das duas versões do modelo de Wilks (1998) mais adequadas para reprodução da precipitação diária nas regiões de interesse, os valores simulados foram usados como instrumentos para construção de portfólios de derivativos climáticos para proteção da produção agrícola nos locais anteriormente definidos, Jataí-GO, Campo Mourão-PR e Cruz Alta-RS, contra riscos climáticos relacionados a índices de precipitação. Os portfólios construídos com o uso das versões do modelo MPML, por meio do método

de mínimos quadrados ordinários, foram então comparados aos portfólios construídos com uso de modelos alternativos, sendo eles o modelo de simulação histórica e a ponderação pelo inverso da distância, em sua capacidade de emular o *payoff* ideal para proteção de cada local por meio do erro quadrático médio de cada modelo, conforme apresentado na metodologia.

4.2.1 Análise com dados observados

Antes do teste dos portfólios produzidos por cada modelo, toda a base de dados disponível, de Janeiro de 1980 à Dezembro de 2016, foi usada para testar a hipótese de que um portfólio composto por derivativos ofertados em várias estações vizinhas é mais eficiente para proteção de uma dada localidade do que o uso apenas do derivativo ofertado na estação mais próxima. Esta avaliação foi feita em duas partes, a primeira foi a verificação de se uma combinação linear de K estações mais próximas mimetiza melhor a precipitação $Y_{t,k}$, no local k , do que a estação mais próxima individualmente, por meio do uso do EQM. Espera-se que a combinação linear de estações obtenha melhores resultados do que o uso de uma única estação.

O processo de avaliação se deu da seguinte forma: Primeiramente foi feito o cálculo do EQM entre as séries históricas de precipitação das localidades de interesse, Jataí-GO, Campo Mourão-PR e Cruz Alta-RS, e as séries históricas de precipitação nas suas respectivas estações mais próximas, Rio Verde-GO, Maringá-PR e Santa Maria-RS, que são, assim como todas as demais estações fora do grupo de interesse, hipoteticamente ofertantes de derivativos climáticos. Esta situação representa o portfólio composto por $K = 1$ tipos de derivativos. Após esse cálculo, o EQM obtido foi comparado ao EQM obtido entre a combinação linear da precipitação histórica das duas estações mais próximas e a precipitação observada nas estações de interesse, ou seja, $K = 2$. Mais estações foram adicionadas a análise gradativamente, ordenadas de acordo com a sua distância em relação a localização do comprador do derivativo (localizado em uma estação de interesse).

Nas TABELAS 22, 23 e 24 são apresentados os resultados para $1 \leq K \leq 10$ de acordo com o mês de apuração dos derivativos. Da análise das tabelas pode ser visto que o erro diminui em torno de 8%, 17% e 27% para as regiões de Jataí-GO, Campo Mourão-PR e Cruz Alta-RS, respectivamente, se mais de uma estação é usada para mimetizar a precipitação diária desses locais, numa análise média dos três meses observados. Como era intuitivamente esperado, a diminuição do erro é maior na região na qual as estações vizinhas estão mais próximas do local do comprador, região de Cruz Alta-RS, com uma distância média das cinco estações mais próximas de 149.4km (TABELA 31) e uma diminuição máxima observada de 29.33%, com a combinação de $K = 7$ estações no mês de Novembro, enquanto que na região na qual as estações ofertantes de derivativos estão mais distantes do local do comprador, região de Jataí-GO, a diminuição do erro é a menor dentre as

regiões observadas, com uma distância média do local do comprador em relação às cinco estações mais próxima de 206.4km (TABELA 31) e uma diminuição máxima observada de 14%, com a combinação de $K = 9$ estações no mês de Janeiro. Além disso é interessante notar que a partir da adição de sete estações nos casos de Jataí-GO e Cruz Alta-RS e de oito estações no caso de Campo Mourão os erros calculados parecem se tornar quase constantes, não sendo verificadas diminuições significativas.

Tabela 22 – EQM para precipitação diária e opção de venda no mês de Novembro em função do número de K estações vizinhas utilizadas na combinação linear para mimetização dos dados das estações de Jataí-GO, Campo Mourão-PR e Cruz Alta-RS com dados observados

	K=1	K=2	K=3	K=4	K=5	K=6	K=7	K=8	K=9	K=10
Precipitação Diária										
EQM (Jataí-GO)	11.51	11.45	11.38	11.36	11.79	11.08	10.86	10.85	10.80	10.77
EQM (Campo Mourão-PR)	11.17	10.86	10.46	10.48	10.19	10.07	9.84	9.34	9.34	9.35
EQM (Cruz Alta-RS)	10.60	8.84	7.83	7.76	7.80	7.72	7.49	7.51	7.51	7.53
Opção de Venda										
EQM (Jataí-GO)	36.38	30.13	25.22	25.10	18.53	12.66	12.36	-	-	-
EQM (Campo Mourão-PR)	24.01	21.00	20.45	19.52	18.07	4.22	2.82	-	-	-
EQM (Cruz Alta-RS)	22.89	19.34	18.90	17.04	13.46	11.32	7.49	-	-	-

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 23 – EQM para precipitação diária e opção de venda no mês de Dezembro em função do número de K estações vizinhas utilizadas na combinação linear para mimetização dos dados das estações de Jataí-GO, Campo Mourão-PR e Cruz Alta-RS com dados observados

	K=1	K=2	K=3	K=4	K=5	K=6	K=7	K=8	K=9	K=10
Precipitação Diária										
EQM (Jataí-GO)	14.74	14.12	13.82	13.81	13.74	14.15	13.91	13.91	13.76	13.78
EQM (Campo Mourão-PR)	11.36	11.22	10.19	9.99	9.86	10.23	10.35	8.88	8.85	8.91
EQM (Cruz Alta-RS)	12.22	10.17	8.87	8.92	8.93	10.06	9.14	9.15	9.14	9.10
Opção de Venda										
EQM (Jataí-GO)	58.00	51.05	43.31	36.32	28.61	13.14	12.78	-	-	-
EQM (Campo Mourão-PR)	31.16	30.87	30.68	30.11	32.73	32.46	32.46	-	-	-
EQM (Cruz Alta-RS)	27.70	26.95	20.54	19.76	19.62	14.59	15.43	-	-	-

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 24 – EQM para precipitação diária e opção de venda no mês de Janeiro em função do número de K estações vizinhas utilizadas na combinação linear para mimetização dos dados das estações de Jataí-GO, Campo Mourão-PR e Cruz Alta-RS com dados observados

	K=1	K=2	K=3	K=4	K=5	K=6	K=7	K=8	K=9	K=10
Precipitação Diária										
EQM (Jataí-GO)	13.00	12.98	12.33	12.06	11.64	11.46	11.37	11.34	11.18	11.18
EQM (Campo Mourão-PR)	13.69	13.57	13.27	13.14	12.10	12.34	12.45	12.00	12.00	11.22
EQM (Cruz Alta-RS)	9.67	8.43	7.96	7.88	7.94	7.68	7.03	7.03	7.01	7.03
Opção de Venda										
EQM (Jataí-GO)	52.26	48.60	45.35	44.66	38.33	30.21	28.17	-	-	-
EQM (Campo Mourão-PR)	31.21	29.17	26.74	26.48	27.11	24.03	22.53	-	-	-
EQM (Cruz Alta-RS)	22.42	20.67	11.90	11.84	12.02	9.44	8.85	-	-	-

Fonte: Elaborado pelo autor

A segunda forma foi a verificação da eficiência dos portfólios, com comparação das combinações de *payoffs* das estações vizinhas com o *payoff* ideal hipotético para a

proteção da localidade de interesse, uma vez que quem compra um contrato de derivativo climático tem interesse em mimetizar seu *payoff* ideal, e não apenas as características da precipitação no seu local. Esta avaliação também foi feita com uso do EQM. O processo de avaliação se deu de forma análoga ao anteriormente descrito, com a comparação do EQM entre o *payoff* ideal hipotético no local do comprador e o *payoff* hipotético ofertado na localidade mais próxima com o EQM dos portfólios compostos por derivativos ofertados nas K estações mais próximas aos locais de interesse. Com este intuito, foi considerado que o valor do *tick size* da opção é igual a 1, de forma que o valor pago pelo derivativo é igual ao valor em milímetros de chuva que excederam (ou foram inferiores, se considerada uma opção de compra) ao *strike* estabelecido pelo contrato.

As TABELAS 22, 23 e 24 mostram que o EQM diminui cerca de 63%, 37% e 57% para as localidades de Jataí-GO, Campo Mourão-PR e Cruz Alta-RS, respectivamente, na média dos três meses analisados se mais de uma estação é utilizada para a mimetização do *payoff* ideal para as localidades do comprador. Para evitar o problema de sobreajuste, promovido pelo baixo número de 37 observações anuais de opções de venda, as tabelas apresentam os valores do EQM para as opções de venda apenas até o valor de $K = 7$. Conforme apresentam Bentler e Chou (1987), o tamanho mínimo de uma amostra deve guardar uma relação de cinco para um em relação ao conjunto de parâmetros estimados. Isto justifica a apresentação dos resultados para apenas $K = 7$ estações, pois uma combinação de sete estações demanda a estimação de sete parâmetros e, portanto, um mínimo de 35 observações, se uma oitava estação fosse considerada, esse valor mínimo saltaria para 40, ultrapassando o número de 37 observações disponíveis.

Desta forma, a análise *ex-post* comprovou que o uso de uma combinação de estações promove um menor erro quadrático médio tanto para mimetização da precipitação no local do comprador dos derivativos, como para aproximação do *payoff* do portfólio de derivativos em relação ao *payoff* ideal no local do comprador, o que significa que um portfólio de derivativos climáticos levaria a uma maior proteção do que o uso do derivativo ofertado pela estação mais próxima de forma exclusiva. Entretanto, esse resultado foi obtido com os parâmetros ótimos para composição dos portfólios, estimados por meio do método de mínimos quadrados ordinários, já que tanto os dados de precipitação como os *payoffs* hipotéticos já eram conhecidos. Na próxima seção será avaliada a capacidade dos diversos modelos, sendo eles as duas versões selecionadas do MPML, a Simulação Histórica e a Ponderação pelo Inverso da Distância, em obter os *payoffs* ideais em cada local de interesse por meio dos parâmetros de composição dos portfólios estimados por cada um dos respectivos modelos, ou seja, será avaliada a capacidade de cada modelo em estimar os parâmetros ótimos para construção dos portfólios.

4.2.2 Análise com simulação

A seção anterior constatou a superioridade do uso de um portfólio composto por derivativos ofertados em vários locais, selecionados de acordo com a proximidade em relação ao local que se deseja proteger, em relação ao uso exclusivo do derivativo mais próximo ofertado. Nesta seção a avaliação se pautou na verificação da capacidade dos portfólios construídos por diversos modelos em mimetizar o *payoff* ideal hipotético nos locais em que se deseja proteger. Para isso, os dados foram divididos em duas partes, a primeira parte, com os dados de Janeiro de 1980 à Dezembro de 2009 (30 anos) foi usada para estimar as participações de cada derivativo nos portfólios, por meio do uso das versões do modelo MPML e da Simulação Histórica, e a segunda parte, com dados de Janeiro de 2010 à Dezembro de 2016 (sete anos) foi usada para testar os portfólios construídos pelos diversos modelos. Note que para a estimação das participações nos portfólios com uso do método de ponderação pelo inverso da distância não é necessário o uso de dados históricos, uma vez que os pesos são determinados exclusivamente em relação a distância e um parâmetro p de intensidade, conforme a metodologia.

Para determinação dos portfólios por meio das versões do modelo MPML, os 1000 anos de dados de precipitação diária simulados para cada localidade foram transformados em 1000 anos de *payoffs* hipotéticos (EQUAÇÃO 3.40), e então, por meio do método de mínimos quadrados ordinários, foram obtidas as composições lineares de derivativos que melhor representaram o *payoff* ideal hipotético nas localidades do compradas, Jataí-GO, Campo Mourão-PR e Cruz Alta-RS. De forma semelhante, as participações de cada derivativo obtidas pela simulação histórica foram encontradas por meio dos *payoffs* hipotéticos já realizados, nos 30 anos de dados históricos disponíveis para essa estimação, através do método de mínimos quadrados ordinários.

Determinadas as participações de cada derivativo nos portfólios, os sete anos de dados para teste foram usados para verificação do melhor método para determinação dessas participações dos derivativos nos portfólios. As TABELAS 25, 26 e 27 mostram os valores do EQM entre o *payoff* ideal e o *payoff* obtido por cada modelo de acordo com o aumento do número K ⁴ de estações consideradas na composição dos portfólios nos meses de Novembro, Dezembro e Janeiro. Em cada tabela são apresentados os resultados do EQM para cada localidade de interesse, isto é, Jataí-GO, Campo Mourão-PR e Cruz Alta-RS.

Da análise das tabelas, alguns apontamentos podem ser feitos. Primeiro, se percebe que o valor do erro quadrático médio entre os *payoffs* obtidos pelos portfólios dos modelos e o *payoff* do portfólio ideal diminuem em função do aumento do número das K estações consideradas, mas que a partir do valor de $K = 4$, na maioria das situações, a tendência de diminuição do erro deixa de existir, como pode ser verificado no caso da região de Campo

⁴ São apresentados os erros quadráticos médios para $1 \leq K \leq 10$.

Tabela 25 – EQM para opção de venda no mês de Novembro em função do número de K estações vizinhas utilizadas na combinação linear para mimetização dos dados das estações de Jataí-GO, Campo Mourão-PR e Cruz Alta-RS com dados simulados de acordo com cada metodologia de construção de portfólios

	K=1	K=2	K=3	K=4	K=5	K=6	K=7	K=8	K=9	K=10
Jataí-GO										
EQM(mix_exp_d)	25.82	17.78	19.26	20.39	21.33	21.57	22.01	21.91	19.57	19.33
EQM(gama_m)	25.58	18.60	20.06	21.96	22.41	22.38	22.74	27.52	27.22	27.37
EQM(sim_hist)	32.09	23.70	30.23	37.20	35.16	231.51	232.75	233.97	70.38	70.38
EQM(idw1)	37.94	27.39	24.06	23.24	21.92	21.71	21.22	23.68	21.92	21.53
EQM(idw2)	37.94	32.63	29.78	28.21	26.51	25.37	24.33	25.31	24.25	23.96
EQM(idw3)	37.94	35.55	34.07	33.09	32.09	31.29	30.57	30.70	30.17	29.95
Campo Mourão-PR										
EQM(mix_exp_d)	37.80	36.28	42.07	39.32	48.10	49.42	49.58	50.12	50.00	50.37
EQM(gama_m)	50.94	49.50	51.69	48.73	50.17	50.13	52.72	53.14	52.72	52.48
EQM(sim_hist)	34.37	31.35	32.13	30.78	30.86	68.24	73.01	85.30	81.16	41.99
EQM(idw1)	33.61	32.34	35.30	35.85	39.08	41.71	41.59	42.81	42.40	42.18
EQM(idw2)	33.61	32.48	33.80	33.84	35.58	37.11	37.44	38.04	37.85	37.81
EQM(idw3)	33.61	32.76	33.24	33.13	33.84	34.49	34.76	34.96	34.86	34.84
Cruz Alta-RS										
EQM(mix_exp_d)	9.31	9.07	13.83	12.76	12.93	12.93	12.33	12.32	12.78	14.08
EQM(gama_m)	10.68	9.21	17.51	16.84	17.77	16.07	13.44	12.09	11.72	11.74
EQM(sim_hist)	18.24	13.95	14.00	23.41	15.70	69.81	335.47	335.47	335.47	335.47
EQM(idw1)	20.21	10.77	14.47	12.33	11.42	9.58	8.10	7.98	7.41	9.12
EQM(idw2)	20.21	10.79	14.14	11.95	11.36	9.99	8.69	8.54	7.94	8.91
EQM(idw3)	20.21	10.84	13.84	11.76	11.39	10.43	9.42	9.27	8.80	9.28

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 26 – EQM para opção de venda no mês de Dezembro em função do número de K estações vizinhas utilizadas na combinação linear para mimetização dos dados das estações de Jataí-GO, Campo Mourão-PR e Cruz Alta-RS com dados simulados de acordo com cada metodologia de construção de portfólios

	K=1	K=2	K=3	K=4	K=5	K=6	K=7	K=8	K=9	K=10
Jataí-GO										
EQM(mix_exp_d)	35.49	41.65	36.43	36.80	36.91	36.92	34.49	32.54	31.12	31.15
EQM(gama_m)	35.41	38.01	32.40	34.03	34.33	34.93	35.12	37.35	37.31	37.42
EQM(sim_hist)	38.86	131.74	119.61	106.86	109.26	93.53	92.90	94.21	166.96	1050.65
EQM(idw1)	41.08	41.45	34.29	34.88	34.74	34.84	32.05	29.47	28.33	28.77
EQM(idw2)	41.08	40.91	36.71	36.24	35.63	35.24	33.44	31.66	30.87	30.88
EQM(idw3)	41.08	40.92	38.94	38.48	38.00	37.62	36.72	35.85	35.41	35.28
Campo Mourão-PR										
EQM(mix_exp_d)	18.52	4.52	2.93	2.69	10.41	12.50	15.34	15.51	14.49	23.26
EQM(gama_m)	31.23	21.77	20.28	18.90	25.88	34.71	34.92	34.03	31.35	31.56
EQM(sim_hist)	17.87	13.06	20.09	19.47	45.48	18.35	19.29	114.69	90.22	96.15
EQM(idw1)	15.91	3.78	8.37	10.28	17.61	23.15	24.56	25.56	23.07	23.14
EQM(idw2)	15.91	6.11	8.59	8.64	12.52	15.84	16.70	17.42	16.53	16.50
EQM(idw3)	15.91	9.45	10.35	9.95	11.19	12.43	12.52	12.80	12.55	12.39
Cruz Alta-RS										
EQM(mix_exp_d)	46.18	51.57	42.12	42.43	40.23	40.12	45.11	47.21	47.24	47.53
EQM(gama_m)	56.25	59.19	33.63	31.94	31.53	31.57	31.24	31.75	30.40	37.51
EQM(sim_hist)	58.19	57.40	22.63	21.53	21.21	3947.80	10807.37	225.47	23909.07	23909.07
EQM(idw1)	31.18	39.93	26.15	23.05	24.71	27.65	32.67	33.93	34.77	36.73
EQM(idw2)	31.18	39.56	27.01	24.29	25.33	27.25	30.54	31.42	31.93	33.20
EQM(idw3)	31.18	39.20	27.85	25.54	26.16	27.36	29.40	29.95	30.20	30.92

Fonte: Elaborado pelo autor

Mourão-PR no mês observado de Janeiro, ou até se reverte e passa a uma tendência de aumento do erro, como visto no caso da mesma região em Dezembro, de forma que o portfólio ideal para a proteção de uma localidade deva possuir em torno de quatro tipos de derivativo. Isso pode ser visualmente confirmado pelas FIGURAS 30, 31 e 32.

Pode-se perceber também que no caso dos EQMs obtidos pela simulação histórica,

Tabela 27 – EQM para opção de venda no mês de Janeiro em função do número de K estações vizinhas utilizadas na combinação linear para mimetização dos dados das estações de Jataí-GO, Campo Mourão-PR e Cruz Alta-RS com dados simulados de acordo com cada metodologia de construção de portfólios

	K=1	K=2	K=3	K=4	K=5	K=6	K=7	K=8	K=9	K=10
Jataí-GO										
EQM(mix_exp_d)	54.93	47.33	43.76	40.31	41.13	44.22	46.45	39.41	37.98	39.20
EQM(gama_m)	53.66	38.91	25.14	19.56	20.14	24.59	19.62	25.51	22.64	22.76
EQM(sim_hist)	149.65	152.37	156.64	151.83	143.31	3354.78	3387.54	5086.91	3548.18	46148.60
EQM(idw1)	65.53	46.95	36.29	28.30	25.79	26.50	21.55	19.35	17.52	17.37
EQM(idw2)	65.53	56.28	49.72	44.20	41.85	41.30	37.52	34.74	33.04	31.98
EQM(idw3)	65.53	61.39	58.27	55.55	54.23	53.69	51.76	50.24	49.28	48.60
Campo Mourão-PR										
EQM(mix_exp_d)	48.54	49.36	42.94	41.63	41.97	43.41	44.63	43.95	44.26	43.44
EQM(gama_m)	46.98	48.31	43.32	42.51	43.61	43.28	43.43	43.69	43.34	42.83
EQM(sim_hist)	53.19	54.26	49.57	53.19	54.00	51.15	49.25	104.27	48.94	55.31
EQM(idw1)	60.00	56.96	50.78	47.77	46.18	46.12	46.25	46.71	46.40	47.31
EQM(idw2)	60.00	57.59	53.76	51.81	50.38	49.85	49.63	49.66	49.42	49.82
EQM(idw3)	60.00	58.30	56.14	55.12	54.25	53.79	53.54	53.47	53.33	53.46
Cruz Alta-RS										
EQM(mix_exp_d)	46.13	35.07	26.11	30.31	30.25	33.08	32.86	33.44	33.58	32.99
EQM(gama_m)	43.24	35.19	28.77	30.35	29.37	29.64	29.84	29.81	29.95	30.07
EQM(sim_hist)	47.97	44.90	29.90	30.67	32.76	109.47	109.35	109.89	99.46	31.38
EQM(idw1)	35.66	28.92	27.17	30.48	30.69	32.42	33.51	34.13	35.39	34.36
EQM(idw2)	35.66	28.97	27.22	29.88	30.08	31.31	32.09	32.60	33.48	32.86
EQM(idw3)	35.66	29.02	27.32	29.43	29.60	30.43	30.96	31.33	31.89	31.55

Fonte: Elaborado pelo autor

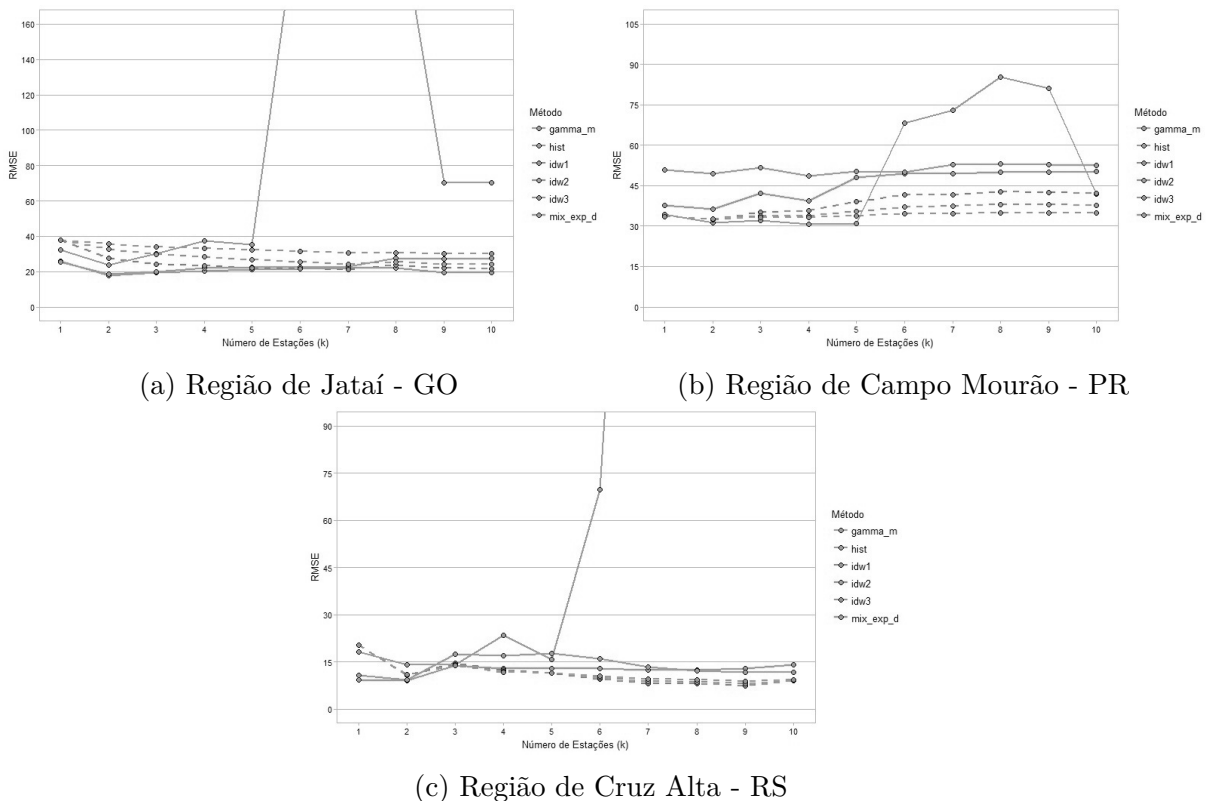


Figura 30 – EQM em função do número de K estações usadas na combinação linear para mimetização do portfólio ideal segundo cada metodologia nas três regiões estudadas para o mês de Novembro

Fonte: Elaborado pelo autor

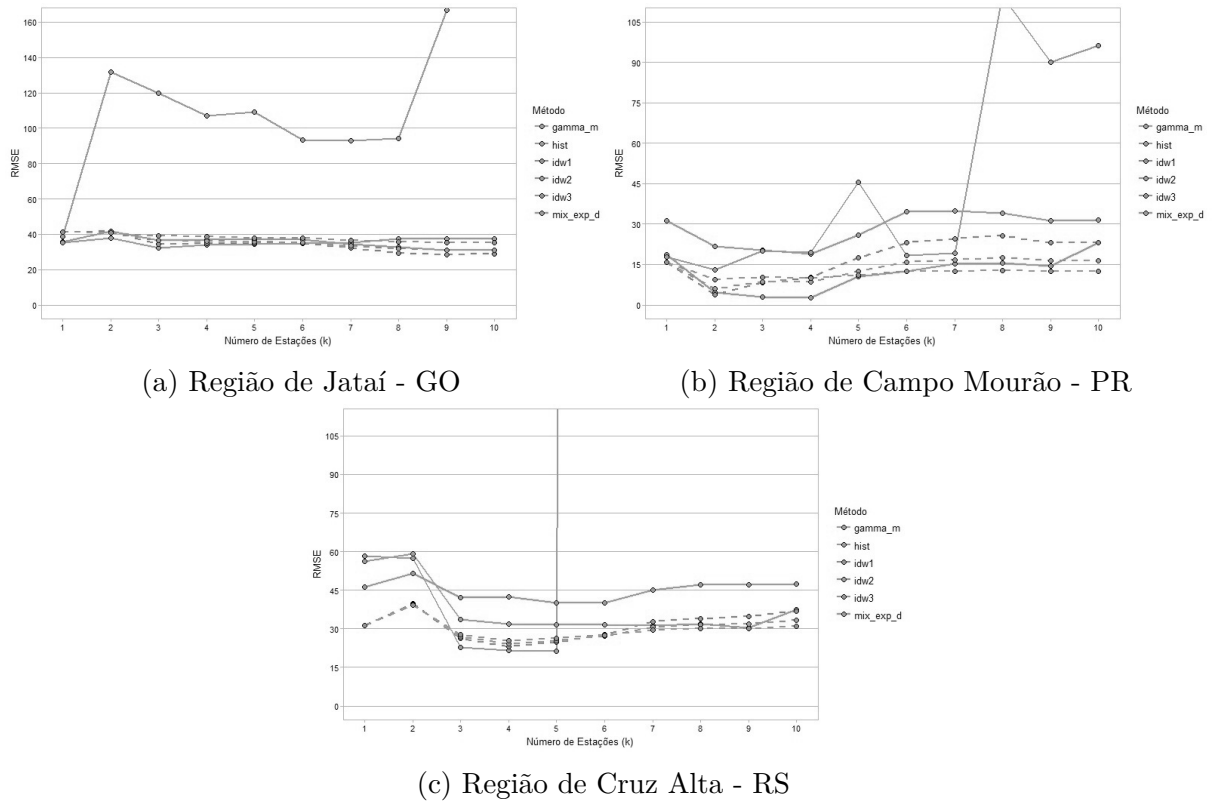


Figura 31 – EQM em função do número de K estações usadas na combinação linear para mimetização do portfólio ideal segundo cada metodologia nas três regiões estudadas para o mês de Dezembro

Fonte: Elaborado pelo autor

há um comportamento de instabilidade verificado a partir do valor de $K = 6$, resultado do baixo número de observações ⁵ nas amostras usadas para estimação dos pesos dos derivativos na composição dos portfólios e, por conseguinte, do sobreajuste na estimação. Essa instabilidade do EQM obtido pela Simulação Histórica é claramente evidenciada na FIGURA 30.

Além disso, se evidencia que as versões do modelo de precipitação multi-local de Wilks (1998) são predominantemente superiores ao método de simulação histórica, com raros momentos de exceção, e se alternam com as versões do modelo de ponderação pelo inverso da distância como melhor método na determinação das participações dos derivativos nos portfólios. Isto pode ser mais claramente observado nas TABELAS 28, 29 e 30.

As TABELAS 28, 29 e 30 apresentam o desempenho das abordagens do modelo de Wilks (1998), as quais, a versão com que usa os parâmetros estimados da distribuição exponencial mista em base diária e a versão que utiliza os parâmetros estimados da distribuição gama em base mensal, em relação às abordagens alternativas testadas, para os meses de Novembro, Dezembro e Janeiro, respectivamente. Em cada tabela são apresentados

⁵ Trinta observações em cada série de *payoffs* hipotéticos referentes ao trinta anos da amostra disponível.

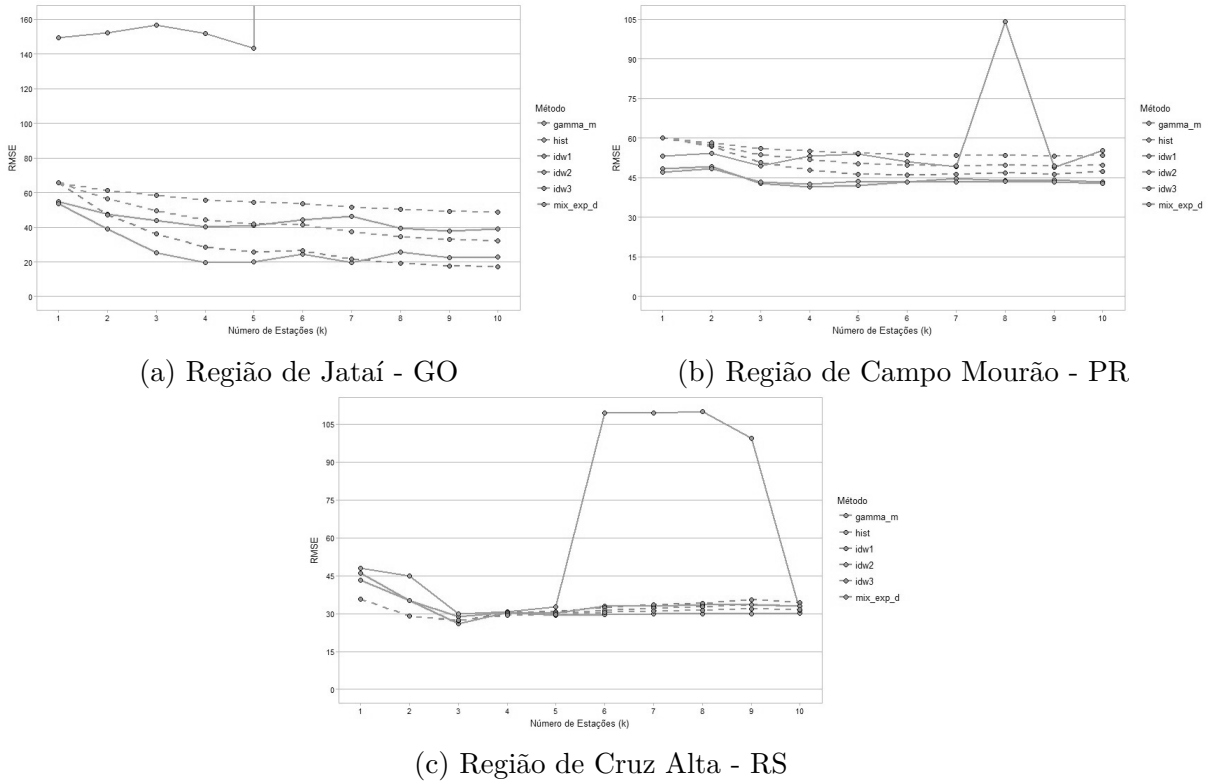


Figura 32 – EQM em função do número de K estações usadas na combinação linear para mimetização do portfólio ideal segundo cada metodologia nas três regiões estudadas para o mês de Janeiro

Fonte: Elaborado pelo autor

os comparativos das abordagens do modelo MRML em relação às abordagens alternativas para valores crescentes de K , com apresentação dos valores de $K = 1$ à $K = 10$. Os valores de zero (0) a três (3) apresentados nas tabelas representam:

- 0 - Abordagens do modelo MPML não superam os modelos alternativos;
- 1 - Apenas a versão do modelo MPML que leva em conta os parâmetros da distribuição exponencial mista em base diária supera os modelos alternativos;
- 2 - Apenas a versão do modelo MPML que leva em conta os parâmetros da distribuição gama em base mensal supera os modelos alternativos;
- 3 - As duas versões do modelo MPML superam o desempenho dos modelos alternativos.

Da observação dessas tabelas, pode ser visto que as abordagens do modelo MPML foram superiores às demais nos três meses da análise na localidade de Jataí-GO, sendo que em 65% das vezes as duas abordagens do modelo MPML foram superiores às abordagens alternativas e em 89% das vezes ao menos uma das abordagens do modelo MPML foi superior às abordagens alternativas para esta localidade. De forma semelhante, apesar de

Tabela 28 – Resumo das vezes em que os modelos MPML superaram as abordagens alternativas para mimetização do portfólio ideal de acordo com o número de K estações usadas na composição linear para as três regiões de estudo nos meses de Novembro

	K=1	K=2	K=3	K=4	K=5	K=6	K=7	K=8	K=9	K=10
Jataí-GO										
EQM(sim_hist)	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
EQM(idw1)	3	3	3	3	1	1	0	1	1	1
EQM(idw2)	3	3	3	3	3	3	3	1	1	1
EQM(idw3)	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
Campo Mourão-PR										
EQM(sim_hist)	0	0	0	0	0	3	3	3	3	0
EQM(idw1)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
EQM(idw2)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
EQM(idw3)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cruz Alta-RS										
EQM(sim_hist)	3	3	1	3	1	3	3	3	3	3
EQM(idw1)	3	3	1	0	0	0	0	0	0	0
EQM(idw2)	3	3	1	0	0	0	0	0	0	0
EQM(idw3)	3	3	1	0	0	0	0	0	0	0

Nota:

(1) - mix_exp_d; (2) - gama_m; (3) - ambos, (0) - nenhum

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 29 – Resumo das vezes em que os modelos MPML superaram as abordagens alternativas para mimetização do portfólio ideal de acordo com o número de K estações usadas na composição linear para as três regiões de estudo nos meses de Dezembro

	K=1	K=2	K=3	K=4	K=5	K=6	K=7	K=8	K=9	K=10
Jataí-GO										
EQM(sim_hist)	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
EQM(idw1)	3	2	2	2	2	0	0	0	0	0
EQM(idw2)	3	3	3	2	2	2	0	0	0	0
EQM(idw3)	3	3	3	3	3	3	3	1	1	1
Campo Mourão-PR										
EQM(sim_hist)	0	1	1	3	1	1	1	3	3	3
EQM(idw1)	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0
EQM(idw2)	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0
EQM(idw3)	0	1	1	1	1	0	0	0	3	0
Cruz Alta-RS										
EQM(sim_hist)	3	1	0	0	0	3	3	3	3	3
EQM(idw1)	0	0	0	0	0	0	2	2	2	0
EQM(idw2)	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0
EQM(idw3)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Nota:

(1) - mix_exp_d; (2) - gama_m; (3) - ambos, (0) - nenhum

Fonte: Elaborado pelo autor

em menor intensidade, os modelos MPML também se mostraram eficazes em definir os *payoffs* mais próximos ao seus valores ideais do que as abordagens alternativas na região de Campo Mourão-PR, sendo que as duas versões foram superiores as demais em 41% das vezes e ao menos uma versão em 61% das vezes. Em contraste, na localidade de Cruz Alta-RS as versões derivadas do modelo de Wilks (1998) apresentaram seu pior retrospecto, sendo superiores aos demais simultaneamente em apenas 27% das vezes, e individualmente em 50% das vezes na análise dos três meses considerada.

Essa diferença no desempenho do modelo MPML em função das região onde é aplicado pode ter duas possíveis explicações. A primeira explicação está relacionada a distância média entre a localidade do comprador e as estações de oferta dos derivativos.

Tabela 30 – Resumo das vezes em que os modelos MPML superaram as abordagens alternativas para mimetização do portfólio ideal de acordo com o número de K estações usadas na composição linear para as três regiões de estudo nos meses de Janeiro

	K=1	K=2	K=3	K=4	K=5	K=6	K=7	K=8	K=9	K=10
Jataí-GO										
EQM(sim_hist)	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
EQM(idw1)	3	2	2	2	2	2	2	0	0	0
EQM(idw2)	3	3	3	3	3	2	2	2	2	2
EQM(idw3)	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
Campo Mourão-PR										
EQM(sim_hist)	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
EQM(idw1)	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
EQM(idw2)	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
EQM(idw3)	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
Cruz Alta-RS										
EQM(sim_hist)	3	3	3	3	3	3	3	3	3	2
EQM(idw1)	0	0	1	3	1	2	3	3	3	3
EQM(idw2)	0	0	1	0	0	2	2	2	2	2
EQM(idw3)	0	0	1	0	0	2	2	2	2	2

Nota:

(1) - mix_exp_d; (2) - gama_m; (3) - ambos, (0) - nenhum

Fonte: Elaborado pelo autor

Aparentemente as versões do modelo de precipitação multi-local são mais eficientes que as demais na construção de portfólios quando a distância média entre as estações ofertantes de derivativos e a localidade de proteção é maior. Isto pode ser verificado na TABELA 31.

Tabela 31 – Desempenho dos modelos MPML na redução do risco climático em relação a distância média entre as estações de interesse e suas vizinhas mais próximas

	Jataí-GO	Campo Mourão-PR	Cruz Alta-RS
Versões superiores às demais (em % da vezes)			
As duas	65%	41%	27%
Ao menos uma	89%	61%	50%
Distância média (em km)			
5 estações mais próximas	206.4km	178.4km	149.4km
10 estações mais próximas	251.4km	240.2km	192km

Fonte: Elaborado pelo autor

Este resultado aponta para uma diminuição da importância relativa do fator distância na determinação da correlação entre o *payoff* ideal e os *payoffs* dos derivativos hipotéticos conforme as estações se distanciam do local de proteção em prol a fatores além da distância, que podem ser melhor capturados pelas versões do modelo de precipitação multi-local. Isto justificaria o melhor desempenho das versões do modelo MPML em relação aos demais modelos em situação de mais dispersão espacial das estações ofertantes dos derivativos.

A segunda explicação aponta para uma possível melhor aderência das versões do modelo MPML as características da correlação espacial entre as estações no caso da Região de Jataí-GO do que na região de Cruz Alta-RS. Esta diferença na aderência dos modelos seria então resultado das características espaciais específicas do processo de precipitação em cada localidade.

Para ilustração de como cada portfólio se comporta na reprodução dos *payoffs*

ideais são apresentadas as FIGURA 33, 34 e 35. Nelas são representados os *payoffs* dos portfólios resultados de cada modelo, com $K = 4^6$ e o *payoff* ideal das localidades de Jataí-GO, Campo Mourão-PR e Cruz Alta-RS para os derivativos com período de apuração no mês de Novembro, Dezembro e Janeiro, respectivamente, dos anos de 2010 à 2016.

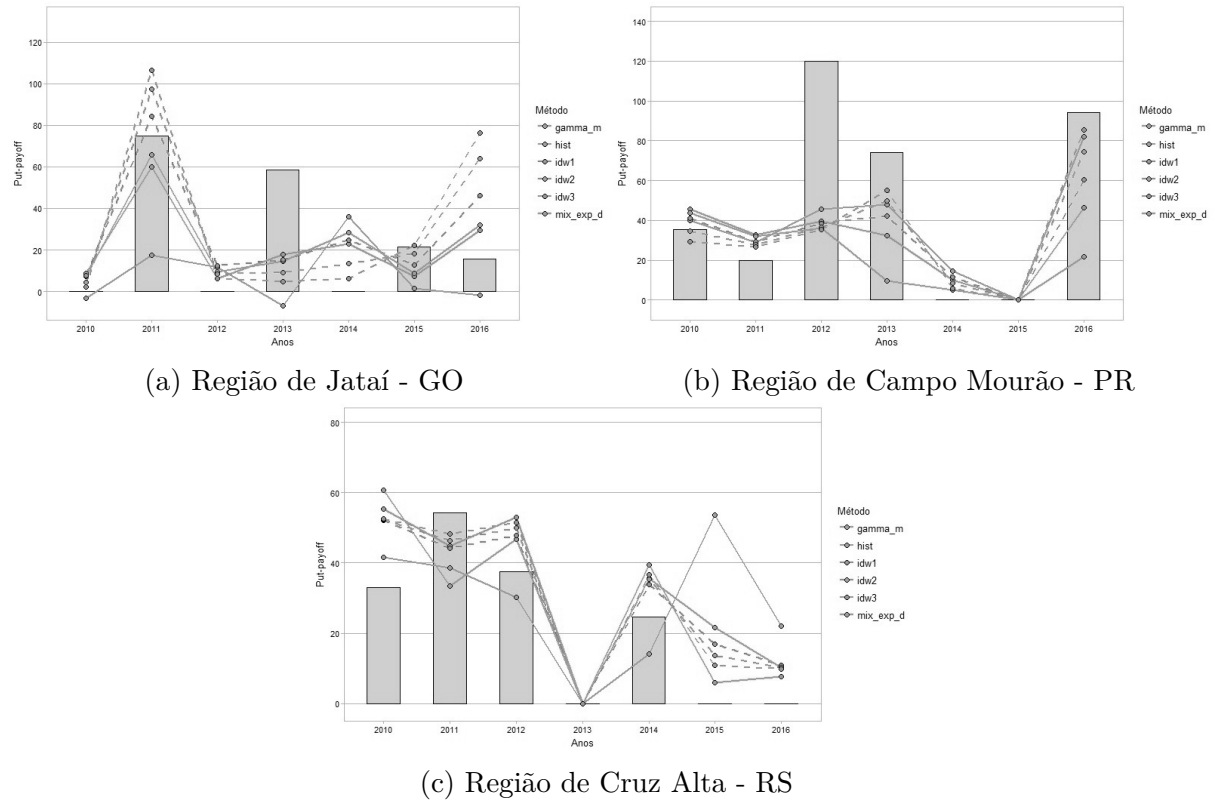


Figura 33 – *Payoffs* hipotéticos obtidos por metodologia de construção de portfólios e *payoff* do portfólio ideal classificados por região de estudo para os meses de Novembro, $K=4$

Fonte: Elaborado pelo autor

De forma geral, corroborando com o que foi apresentado até aqui neste trabalho, o método de simulação histórica apresenta o pior desempenho dentre os modelos utilizados também nesta análise, com momentos de picos pouco congruentes com os valores do *payoff* ideal para cada localidade, nitidamente observáveis na região de Jataí. Entretanto, mesmo este método apresenta momentos de bom ajuste ao *payoff* ideal (FIGURAS 34b, 34c e 35c).

Outro fato pode ainda ser extraído das FIGURAS 33, 34 e 35. De modo recorrente, as versões do modelo de Wilks (1998) levam a *payoffs* mais parcimoniosos se comparados aos *payoffs* gerados pelos modelos ponderados inversamente pela distância, de forma que raramente superestimam o *payoff* ideal hipotético.

⁶ O valor de K foi definido como quatro por ser este o número de estações que apresenta menor EQM na reprodução dos portfólios conforme apresentado em análise anterior das FIGURAS 33, 34 e 35.

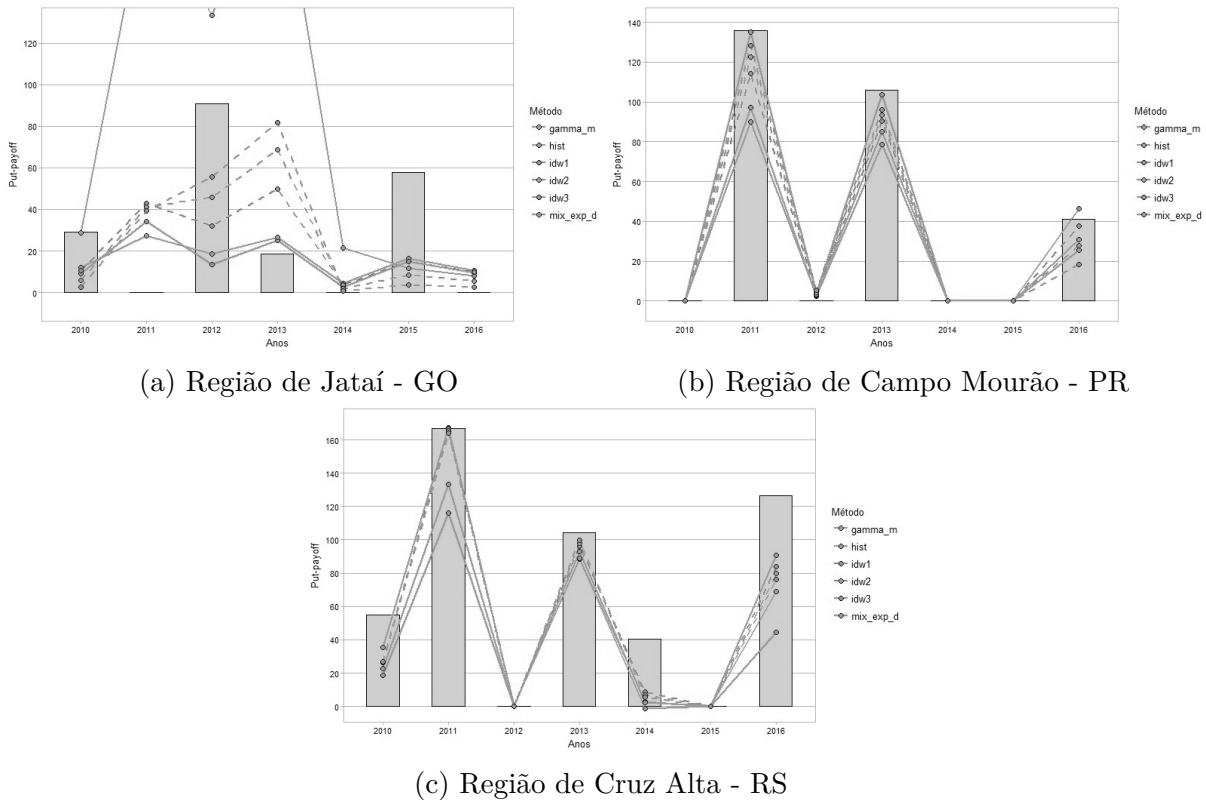
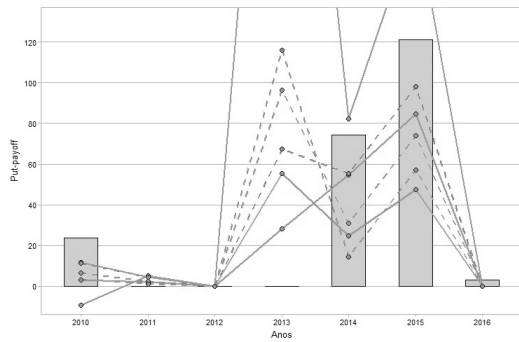


Figura 34 – *Payoffs* hipotéticos obtidos por metodologia de construção de portfólios e *payoff* do portfólio ideal classificados por região de estudo para os meses de Dezembro, $K=4$

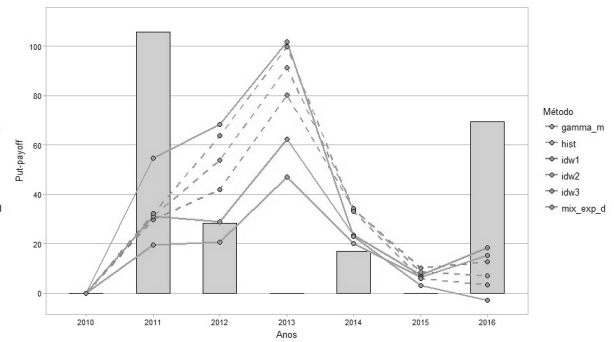
Fonte: Elaborado pelo autor

Conforme apresentam Ritter, Musshoff e Odening (2014), uma forma de quantificar o impacto do uso de derivativos sobre o risco climático é comparar o EQM entre o *payoff* ideal da localidade do comprador e o *payoff* hipotético ofertado pelo portfólio de derivativos com o EQM obtido pela situação em que nenhum derivativo é comprado, ou seja, $K = 0$. O resultado desta análise é apresentado nas TABELAS 32, 33 e 34.

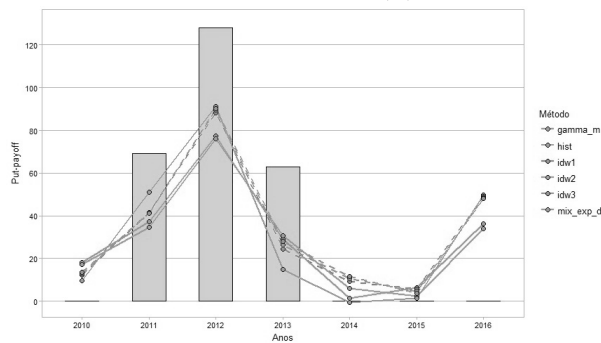
Pode-se observar que em alguns casos o uso de derivativos climáticos, em vez de promover uma diminuição do risco climático, pode levar a um aumento do mesmo, fato observado nos meses de Janeiro nas localidades de Jataí-GO e Cruz Alta-RS com os portfólios construídos via uso dos modelos MRML tanto com uso dos parâmetros da distribuição exponencial mista em base diária como com uso da distribuição gama em base mensal, e nos meses de Novembro na localidade de Campo Mourão-PR com os portfólios construídos com uso do modelo MRML que usa a distribuição gama para ajustar o perfil da precipitação. Note que esses resultados de aumento de risco climático são as médias observadas nesses meses durante os sete anos nos quais os portfólios foram testados, de forma que se oscilam anos de aumento do risco climático e diminuição do risco climático pelo uso dos derivativos nesse período, não sendo consistentemente apenas aumentos. Apesar disso, na análise geral pode-se ver que ocorre diminuição do risco climático pelo



(a) Região de Jataí - GO



(b) Região de Campo Mourão - PR



(c) Região de Cruz Alta - RS

Figura 35 – *Payoffs* hipotéticos obtidos por metodologia de construção de portfólios e *payoff* do portfólio ideal classificados por região de estudo para os meses de Janeiro, $K=4$

Fonte: Elaborado pelo autor

uso dos derivativos em cerca de 80% dos casos, conforme pode ser observado nas tabelas.

As TABELAS 32, 33 e 34 ainda apresentam o impacto sobre o risco de base geográfico do uso de portfólios de derivativos ao invés do uso exclusivo do derivativo oferecido na localidade mais próxima ao local que se deseja proteger. De forma geral, as maiores diminuições do risco de base são observadas com o uso de portfólios compostos por derivativos de até quatro localidades, com algumas poucas exceções. Além disso, pode-se ver que a diminuição média do risco de base atingiu 63.5%, 39.5% e 43.9%, nas localidades de Jataí-GO, Campo Mourão-PR e Cruz Alta-RS, respectivamente, nos meses observados, conforme apresentado nas tabelas, com alguns períodos, cerca de 20% dos casos, em que o uso dos portfólios levaram a aumento do risco de base em vez da diminuição.

Tabela 32 – Variação do risco climático e risco de base geográfico obtido por cada versão do MPML nos três meses estudados para a região de Jataí-GO

NOVEMBRO						
	mix_exp_d			gamma_m		
	EQM	Mudança de Risco Climático	Mudança de Risco de Base	EQM	Mudança de Risco Climático	Mudança de Risco de Base
K=0	54.45			54.45		
K=1	25.82	-52.6%		25.58	-53.0%	
K=2	17.78	-67.3%	-31.1%	18.60	-66.9%	-27.3%
K=3	19.26	-64.6%	-25.4%	20.06	-63.3%	-21.6%
K=4	20.39	-62.6%	-21.03%	21.96	-59.7%	-14.2%
K=5	21.33	-60.8%	-17.38%	22.41	-58.8%	-12.4%
DEZEMBRO						
	mix_exp_d			gamma_m		
	EQM	Mudança de Risco Climático	Mudança de Risco de Base	EQM	Mudança de Risco Climático	Mudança de Risco de Base
K=0	42.63			42.63		
K=1	35.49	-16.7%		35.41	-16.9%	
K=2	41.65	-2.3%	+17.4%	38.01	-10.8%	+7.3%
K=3	36.43	-14.5%	+2.6%	32.40	-24.0%	-8.5%
K=4	36.80	-13.7%	+3.7%	34.03	-20.2%	-3.9%
K=5	36.91	-13.4%	+4.0%	34.33	-19.5%	-3.0%
JANEIRO						
	mix_exp_d			gamma_m		
	EQM	Mudança de Risco Climático	Mudança de Risco de Base	EQM	Mudança de Risco Climático	Mudança de Risco de Base
K=0	37.25			37.25		
K=1	54.93	+47.5%		53.66	+44.05%	
K=2	47.33	+27.0%	-13.8%	38.91	+4.5%	-27.5%
K=3	43.76	+17.5%	-20.3%	25.14	-32.5%	-53.1%
K=4	40.31	+8.2%	-26.6%	19.56	-47.5%	-63.5%
K=5	41.13	+10.41%	-25.1%	20.14	-45.9%	-62.5%

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 33 – Variação do risco climático e risco de base geográfico obtido por cada versão do MPML nos três meses estudados para a região de Campo Mourão-PR

NOVEMBRO						
	mix_exp_d			gamma_m		
	EQM	Mudança de Risco Climático	Mudança de Risco de Base	EQM	Mudança de Risco Climático	Mudança de Risco de Base
K=0	49.40			49.40		
K=1	37.80	-23.5%		50.94	+3.1%	
K=2	36.26	-26.6%	-4.0%	49.50	+0.0%	-2.8%
K=3	42.07	-14.8%	+11.3%	51.69	+4.63%	+1.5%
K=4	39.32	-20.4%	+4.0%	48.73	-1.4%	-4.3%
K=5	48.10	-2.6%	+27.2%	50.17	+1.6%	-1.5%
DEZEMBRO						
	mix_exp_d			gamma_m		
	EQM	Mudança de Risco Climático	Mudança de Risco de Base	EQM	Mudança de Risco Climático	Mudança de Risco de Base
K=0	66.93			66.93		
K=1	18.52	-72.3%		31.23	-53.3%	
K=2	4.52	-93.2%	-75.6%	21.77	-67.5%	-30.3%
K=3	2.93	-95.6%	-84.2%	20.28	-69.7%	-35.1%
K=4	2.69	-96.0%	-85.5%	18.90	-71.8%	-39.5%
K=5	10.41	-84.4%	-43.8%	25.88	-61.3%	-17.1%
JANEIRO						
	mix_exp_d			gamma_m		
	EQM	Mudança de Risco Climático	Mudança de Risco de Base	EQM	Mudança de Risco Climático	Mudança de Risco de Base
K=0	65.83			65.83		
K=1	48.54	-26.3%		46.98	-28.6%	
K=2	49.36	-25.0%	+1.7%	48.31	-26.6%	+2.8%
K=3	42.94	-34.8%	-11.5%	43.32	-34.2%	-7.8%
K=4	41.63	-36.8%	-14.2%	42.51	-35.4%	-9.5%
K=5	41.97	-36.2%	-13.5%	43.61	-33.8%	-7.2%

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 34 – Variação do risco climático e risco de base geográfico obtido por cada versão do MPML nos três meses estudados para a região de Cruz Alta-PR

NOVEMBRO						
	mix_exp_d			gamma_m		
	EQM	Mudança de Risco Climático	Mudança de Risco de Base	EQM	Mudança de Risco Climático	Mudança de Risco de Base
K=0	59.92			59.92		
K=1	9.31	-84.5%		10.68	-82.2%	
K=2	9.07	-84.9%	-2.6%	9.21	-84.6%	-13.8%
K=3	13.83	-76.9%	+48.5%	17.51	-70.8%	+64.0%
K=4	12.76	-78.7%	+37.1%	16.84	-71.9%	+57.7%
K=5	12.93	-78.4%	+38.9%	17.77	-70.3%	+66.4%
DEZEMBRO						
	mix_exp_d			gamma_m		
	EQM	Mudança de Risco Climático	Mudança de Risco de Base	EQM	Mudança de Risco Climático	Mudança de Risco de Base
K=0	92.15			92.15		
K=1	46.18	-49.9%		56.25	-39.0%	
K=2	51.57	-44.0%	+11.7%	59.19	-35.8%	+5.2%
K=3	42.12	-54.3%	-8.8%	33.63	-63.5%	-40.2%
K=4	42.43	-54.0%	-8.1%	31.94	-65.3%	-43.2%
K=5	40.23	-56.3%	-12.9%	31.53	-65.8%	-43.9%
JANEIRO						
	mix_exp_d			gamma_m		
	EQM	Mudança de Risco Climático	Mudança de Risco de Base	EQM	Mudança de Risco Climático	Mudança de Risco de Base
K=0	29.39			29.39		
K=1	46.13	+57.0%		43.24	+47.1%	
K=2	35.07	+19.3%	-24.0%	35.19	+19.7%	-18.6%
K=3	26.11	-11.2%	-43.9%	28.77	-2.1%	-33.5%
K=4	30.31	+3.1%	-34.3%	30.35	+3.3%	-29.8%
K=5	30.25	+2.9%	-34.4%	29.37	-0.0%	-32.1%

Fonte: Elaborado pelo autor

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

5.1 Discussão

Este trabalho buscou não só contribuir para a literatura sobre derivativos climáticos como ser a primeira evidência do estudo do risco de base deste tipo de derivativo no Brasil. Entretanto, suas contribuições não se limitaram ao estudo da minimização do risco de base geográfico de derivativos climáticos.

Uma primeira contribuição deste trabalho está relacionada à modelagem do processo de precipitação no país. Embora não fosse o objetivo primário do trabalho, resultados inéditos nesta área de estudo foram obtidos. Trabalhos anteriores que trataram sobre o tema no país, como os trabalhos de Detzel e Mine (2011), Filho (2016), entre outros trabalhos apresentados na revisão de literatura, trabalharam com a geração de dados de precipitação de forma univariada, sem qualquer preocupação de preservação da correlação entre as séries geradas pelas diferentes localidades, enquanto que este trabalho, por meio de um modelo multivariado, o MPML, fez isso de forma a respeitar as correlações empíricas. Além disso, neste trabalho foram comparadas não só variações do modelo de precipitação de Wilks (1998) no que se refere à distribuição utilizada, como o que foi realizado por Filho (2016), mas também variações relacionadas à base de cálculo dos parâmetros, diária ou mensal, em exercício ainda não realizado no país.

Levando em conta a contribuição ao estudo dos derivativos climáticos, este trabalho contribui com a literatura ao apresentar uma evidência da diminuição do risco de base sob diferentes métodos num país no qual este tipo de estudo ainda não havia sido realizado¹. Os resultados obtidos apontaram para um melhor desempenho da metodologia MPML utilizada para construção dos portfólios em relação às abordagens de referência na maioria dos casos, com possível influência do tamanho da dispersão da localização das estações neste resultado. Levantou-se a hipótese de que o modelo de precipitação multi-local teria melhor desempenho em relação às abordagens alternativas em função do aumento da distância média das estações vizinhas mais próximas em relação ao local do comprador, com corroboração dos resultados obtidos.

Além disso, no que tange ao tamanho da variação do risco ao comprador, seja este risco climático ou geográfico, a estratégia adotada demonstrou bom desempenho, em resultado próximo ao apresentado no trabalho de Ritter, Musshoff e Odening (2014). Como apresentado, a diminuição do risco climático ocorreu em cerca de 80% dos portfólios avaliados, enquanto que o risco de base obteve resultado de 39,5% e 63,5% de diminuição

¹ Trabalhos sobre derivativos climáticos no Brasil são raros, existindo poucas evidências disponíveis, como o recente trabalho de Lemos (2013).

média para as regiões observadas. Este resultado responde uma das indagações finais do trabalho de Ritter, Musshoff e Odening (2014), ao mostrar que o bom desempenho do MPML também é observável em situações nas quais as distâncias médias das estações vizinhas mais próximas são superiores a 100km.

Outro resultado que pode ser apontado e que corrobora com a evidência apresentada por Ritter, Musshoff e Odening (2014) foi o baixo número de estações necessárias para obtenção de um desempenho satisfatório do portfólio construído, o que faz sentido, uma vez que se espera que o peso de cada estação adicionada ao portfólio diminua de acordo com o aumento da distância entre as estações, devido a diminuição da correlação do processo de precipitação entre elas. Enquanto neste trabalho o número de K estações necessárias girou em torno de quatro estações, os autores apresentam em sua evidência para Alemanha um número de $K = 5$ estações. Os autores ainda discutem que este resultado é positivo por não apresentar elevado custo de transação dado o pequeno número de diferentes tipos de contratos a serem negociados ².

5.2 Conclusão

A simulação de dados de precipitação diários por meio do modelo paramétrico multivariado de Wilks (1998) se mostrou satisfatória na maioria das versões do modelo comparadas. Entretanto, conforme pode-se observar pelos resultados apresentados, as versões que utilizam as distribuições gama e exponencial mista, em base mensal e diária, respectivamente, para a modelagem do processo de quantidade se mostraram superiores em relação as outras versões testadas. Isso foi constatado por meio de análise do erro quadrático médio de cada estatística relevante entre as séries simuladas e observadas para cada localidade, além da análise gráfica comparativa.

Um bom desempenho da versão do modelo MPML que utiliza a distribuição exponencial simples em base mensal para explicação do processo de quantidade também foi observado. Entre as versões do modelo de geração de dados de precipitação comparados, a que apresentou desempenho menos satisfatório foi a que utiliza a distribuição gama em base diária. No que tange a modelagem do processo de ocorrência, nenhuma diferença significativa pôde ser extraída da comparação entre o processo markoviano de dois estados e ordem um em base mensal e o mesmo processo em base diária.

A observação de cada versão do modelo MPML em diferentes regiões não mostrou grandes variações de desempenho. Pode-se destacar apenas uma aparente maior precisão das versões em base mensal em relação às versões em base diária, com exceção feita ao caso da distribuição exponencial mista, que apresentou superioridade da versão em base diária em relação a versão em base mensal na maioria das observações. Esta aparente superioridade

² Espera-se um aumento dos custos de transação em função do aumento do número de contratos a serem negociados.

das versões em base mensal é mais evidente em situações de menor disponibilidade de dados, como pode ser visto no caso da região de Jataí-GO, que possui estações meteorológicas mais recentes que as outras regiões estudadas e, conseqüentemente, séries mais curtas de dados, onde estas versões foram superiores às versões em base diária no caso das três distribuições de probabilidade utilizadas (TABELA 21).

A utilização do modelo MPML se mostrou superior às abordagens alternativas como instrumento de construção de portfólios de derivativos na maioria das vezes, apresentando evidente superioridade em relação à estratégia de simulação histórica e alternância com a estratégia de ponderação pelo inverso da distância como melhor estratégia a ser utilizada. Os resultados do uso do modelo MPML para a construção de portfólios de derivativos climáticos mostrou significativa redução do risco de base geográfico, alternando em torno de 39,5% à 63,5% de redução média de acordo com a região estudada, além de redução do risco climático em 80% dos casos observados. Desta forma, foi comprovado que a utilização de portfólios³ de derivativos climáticos seria uma estratégia superior ao uso exclusivo do derivativo ofertado na estação mais próxima para a redução dos riscos climáticos aos quais o comprador estiver sujeito⁴.

Como próximos passos, podem ser apresentadas questões tratadas com maior amplitude no mercado, como a precificação ou a viabilidade econômica de implantação de um mercado de derivativos climáticos, ou ainda estudos em relação à relevância e forma de diminuição dos custos de transação no mercado de derivativos climáticos. Entretanto, a inexistência de um mercado deste tipo no Brasil pode se apresentar como um grande obstáculo para estes futuros desenvolvimentos. A utilização de novas bases de dados climáticos e novas formas de construção de portfólios também se mostram como possíveis caminhos para o desenvolvimento desta literatura.

³ O número de contratos diferentes que compõe o portfólio de proteção foi de quatro, em resultado semelhante ao obtido em outros trabalhos realizados sobre o tema, como Ritter, Musshoff e Odening (2014).

⁴ Este resultado considera apenas um cenário de oferta de derivativos climáticos do tipo de precipitação.

REFERÊNCIAS

- AHO, K.; DERRYBERRY, D.; PETERSON, T. Model selection for ecologists: the worldviews of aic and bic. *Ecology*, JSTOR, v. 95, n. 3, p. 631–636, 2014. Citado na página 46.
- BENTLER, P. M.; CHOU, C.-P. Practical issues in structural modeling. *Sociological Methods & Research*, Sage Publications, v. 16, n. 1, p. 78–117, 1987. Citado na página 85.
- BERGAMASCHI, H. et al. Estimating maize water requirements using agrometeorological data. *Revista Argentina de Agrometeorologia*, v. 1, n. 1, p. 23–7, 2001. Citado na página 66.
- BEST, D.; ROBERTS, D. Algorithm as 91: the percentage points of the χ^2 distribution. *Journal of the Royal Statistical Society. Series C (Applied Statistics)*, JSTOR, v. 24, n. 3, p. 385–388, 1975. Citado na página 44.
- BRISSETTE, F.; KHALILI, M.; LECONTE, R. Efficient stochastic generation of multi-site synthetic precipitation data. *Journal of Hydrology*, Elsevier, v. 345, n. 3, p. 121–133, 2007. Citado 4 vezes nas páginas 30, 32, 33 e 39.
- BUISHAND, T. A.; BRANDSMA, T. Multisite simulation of daily precipitation and temperature in the rhine basin by nearest-neighbor resampling. *Water Resources Research*, Wiley Online Library, v. 37, n. 11, p. 2761–2776, 2001. Citado 2 vezes nas páginas 31 e 39.
- BURNHAM, K. P.; ANDERSON, D. Model selection and multi-model inference. *A Practical information-theoretic approach*. Springer, Taylor & Francis, v. 1229, 2003. Citado na página 46.
- CABRERA, B. L.; ODENING, M.; RITTER, M. Pricing rainfall futures at the cme. *Journal of Banking & Finance*, Elsevier, v. 37, n. 11, p. 4286–4298, 2013. Citado 2 vezes nas páginas 32 e 41.
- CAO, M.; LI, A.; WEI, J. Z. Precipitation modeling and contract valuation: A frontier in weather derivatives. *The Journal of Alternative Investments*, Institutional Investor Journals, v. 7, n. 2, p. 93–99, 2004. Citado 2 vezes nas páginas 32 e 41.
- CONAB. *Campanhia Nacional de Abastecimento*. 2017. Disponível em: <http://www.conab.gov.br/OlalaCMS/uploads/arquivos/17_11_10_15_35_56_calendario_alterado.pdf>. Citado na página 66.
- COWDEN, J. R.; WATKINS, D. W.; MIHELICIC, J. R. Stochastic rainfall modeling in west africa: parsimonious approaches for domestic rainwater harvesting assessment. *Journal of Hydrology*, Elsevier, v. 361, n. 1, p. 64–77, 2008. Citado 2 vezes nas páginas 32 e 41.
- DEEPASK. *Mapa da produção agrícola e área plantada por mesorregião do Brasil*. 2017. Disponível em: <<http://www.deepask.com/goes?page=Veja-mapa-da-producao-agricola-e-area-plantada-por-mesorregiao-do-Brasil>>. Citado 3 vezes nas páginas 114, 115 e 116.

- DERRYBERRY, D. R. *Basic data analysis for time series with R*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2014. Citado 2 vezes nas páginas 46 e 57.
- DETZEL, D. H. M.; MINE, M. R. M. Geração estocástica de séries sintéticas de precipitações em escala diária: revisão dos principais modelos e métodos. in. *Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos*, v. 18, p. 1–18, 2009. Citado 3 vezes nas páginas 30, 31 e 33.
- DETZEL, D. H. M.; MINE, M. R. M. Modelagem de quantidades precipitadas em escala diária: Uma análise comparativa. *Revista Brasileira de Recursos Hídricos, Porto Alegre*, v. 16, n. 2, p. 101–110, 2011. Citado 4 vezes nas páginas 32, 33, 41 e 98.
- FACKLER, P. L. Generating correlated multidimensional variates. *Online published: www4.ncsu.edu/~pfackler/randcorr.ps*, 2007. Citado na página 49.
- FARIAS, J. R. B.; NEPOMUCENO, A. L.; NEUMAIER, N. Ecofisiologia da soja. *Embrapa Soja-Circular Técnica (INFOTECA-E)*, Londrina: Embrapa Soja, 2007., 2007. Citado na página 66.
- FILHO, J. V. R. *Gerador estocástico de precipitação diária bipartido condicionado às fases ENOS aplicado à região sul do Brasil*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Minas Gerais, 2016. Citado 5 vezes nas páginas 32, 33, 41, 56 e 98.
- GOLDEN, L. L.; WANG, M.; YANG, C. Handling weather related risks through the financial markets: Considerations of credit risk, basis risk, and hedging. *Journal of Risk and Insurance*, Wiley Online Library, v. 74, n. 2, p. 319–346, 2007. Citado 2 vezes nas páginas 20 e 34.
- HESS, U.; RICHTER, K.; STOPPA, A. Weather risk management for agriculture and agri-business in developing countries. *Climate Risk and the Weather Market, Financial Risk Management with Weather Hedges*. London: Risk Books, 2002. Citado 3 vezes nas páginas 27, 28 e 34.
- HUGHES, J. P.; GUTTORP, P.; CHARLES, S. P. A non-homogeneous hidden markov model for precipitation occurrence. *Journal of the Royal Statistical Society: Series C (Applied Statistics)*, Wiley Online Library, v. 48, n. 1, p. 15–30, 1999. Citado na página 39.
- INMET, I. d. N. d. M. *BDMEP - Banco de Dados Meteorológicos para Ensino e Pesquisa*. 2017. Disponível em: <<http://www.inmet.gov.br/portal/>>. Citado 8 vezes nas páginas 28, 29, 35, 36, 37, 38, 55 e 113.
- IPEA, I. d. P. E. A. *Pesquisa Agropecuária*. 2017. Disponível em: <<http://www.ipeadata.gov.br/Default.aspx>>. Citado 4 vezes nas páginas 35, 114, 115 e 116.
- JÄCKEL, P. *Monte Carlo methods in finance*. [S.l.]: J. Wiley, 2002. Citado na página 50.
- KATZ, R. W.; PARLANGE, M. B. Overdispersion phenomenon in stochastic modeling of precipitation. *Journal of Climate*, v. 11, n. 4, p. 591–601, 1998. Citado 2 vezes nas páginas 47 e 51.
- LEITÃO, P. V. de Azevedo & Mário de M. V. B. R. Aplicação de processos em cadeia de markov às precipitações diárias no estado da paraíba. *Revista Brasileira de Hidrologia*, 1990. Citado na página 33.

- LEMOS, G. B. d. *Precificação de derivativos climáticos no Brasil: uma abordagem estatística alternativa e construção de um algoritmo em R*. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2013. Citado 4 vezes nas páginas 20, 23, 25 e 98.
- LI, Z.; BRISSETTE, F.; CHEN, J. Finding the most appropriate precipitation probability distribution for stochastic weather generation and hydrological modelling in nordic watersheds. *Hydrological Processes*, Wiley Online Library, v. 27, n. 25, p. 3718–3729, 2013. Citado 5 vezes nas páginas 32, 41, 42, 51 e 56.
- LIMA, A. A. *Metodologia Integrada para a Determinação de Enchente de Projeto de Estruturas Hidráulicas por meio de Séries Sintéticas de Precipitações e Modelos Chuva-Vazão*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Minas Gerais, Escola de Engenharia, Programa de Pós Graduação em Saneamento, 2004. Citado na página 33.
- MANFREDO, M. R.; RICHARDS, T. J. Hedging with weather derivatives: a role for options in reducing basis risk. *Applied Financial Economics*, Taylor & Francis, v. 19, n. 2, p. 87–97, 2009. Citado 2 vezes nas páginas 20 e 34.
- MARQUES, P. V.; MELLO, P.; MARTINES, J. *Mercados futuros e de opções agropecuárias*. [S.l.: s.n.], 2006. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 24.
- MEHROTRA, R.; SRIKANTHAN, R.; SHARMA, A. A comparison of three stochastic multi-site precipitation occurrence generators. *Journal of Hydrology*, Elsevier, v. 331, n. 1, p. 280–292, 2006. Citado 2 vezes nas páginas 32 e 39.
- MHANNA, M.; BAUWENS, W. Stochastic single-site generation of daily and monthly rainfall in the middle east. *Meteorological Applications*, Wiley Online Library, v. 19, n. 1, p. 111–117, 2012. Citado 4 vezes nas páginas 32, 51, 56 e 70.
- MHANNA, M.; BAUWENS, W. A stochastic space-time model for the generation of daily rainfall in the gaza strip. *International Journal of Climatology*, Wiley Online Library, v. 32, n. 7, p. 1098–1112, 2012. Citado 6 vezes nas páginas 32, 39, 40, 47, 49 e 51.
- MUSSHOFF, O.; ODENING, M.; XU, W. Management of climate risks in agriculture—will weather derivatives permeate? *Applied Economics*, Taylor & Francis, v. 43, n. 9, p. 1067–1077, 2011. Citado na página 34.
- NASCIMENTO, C. E. S.; KELMAN, J. Um modelo para geração estocástica de chuvas diárias. *RBE—Caderno de Recursos Hídricos*, v. 13, n. 2, p. 19–36, 1995. Citado na página 33.
- NETO, A. A. *Finanças corporativas e valor*. [S.l.]: Atlas, 2003. Citado 5 vezes nas páginas 21, 23, 24, 25 e 26.
- ODENING, M.; MUSSHOFF, O.; XU, W. Analysis of rainfall derivatives using daily precipitation models: Opportunities and pitfalls. *Agricultural Finance Review*, Emerald Group Publishing Limited, v. 67, n. 1, p. 135–156, 2007. Citado 2 vezes nas páginas 32 e 41.
- OLIVEIRA, V. d. P. S. d. *Modelo para Geração de Séries Sintéticas de precipitação*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal de Viçosa, Programa de Pós Graduação em Engenharia Agrícola, 2003. Citado na página 33.

- OMM, O. M. M. *Mapa da produção agrícola e área plantada por mesorregião do Brasil*. 2017. Disponível em: <https://www.wmo.int/pages/index_en.html>. Citado na página 35.
- PETRIS, G. An R package for dynamic linear models. *Journal of Statistical Software*, v. 36, n. 12, p. 1–16, 2010. Disponível em: <<http://www.jstatsoft.org/v36/i12/>>. Citado na página 55.
- PETRIS, G.; PETRONE, S.; CAMPAGNOLI, P. *Dynamic Linear Models with R*. [S.l.]: Springer-Verlag, New York, 2009. (useR!). Citado na página 55.
- PRESS, W. H. et al. *Numerical recipes in C*. [S.l.]: Cambridge university press Cambridge, 1992. Citado na página 49.
- R Development Core Team. *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. Vienna, Austria, 2008. ISBN 3-900051-07-0. Disponível em: <<http://www.R-project.org>>. Citado na página 54.
- RICHARDS, T. J.; MANFREDO, M. R.; SANDERS, D. R. Pricing weather derivatives. *American Journal of Agricultural Economics*, Oxford University Press, v. 86, n. 4, p. 1005–1017, 2004. Citado 3 vezes nas páginas 20, 26 e 40.
- RICHARDSON, C. W.; WRIGHT, D. A. Wgen: A model for generating daily weather variables. US Department of Agriculture, Agricultural Research Service Washington, DC, 1984. Citado na página 30.
- RITTER, M.; MUSSHOFF, O.; ODENING, M. Minimizing geographical basis risk of weather derivatives using a multi-site rainfall model. *Computational Economics*, Springer, v. 44, n. 1, p. 67–86, 2014. Citado 19 vezes nas páginas 20, 21, 32, 34, 39, 40, 41, 44, 47, 48, 50, 52, 53, 54, 56, 94, 98, 99 e 100.
- ROHRER, M. The relevance of basis risk in the weather derivatives market. *WIT Transactions on Modelling and Simulation*, WIT Press, v. 38, 2004. Citado 3 vezes nas páginas 27, 33 e 34.
- ROUSSON, V. The gamma coefficient revisited. *Statistics & Probability Letters*, Elsevier, v. 77, n. 17, p. 1696–1704, 2007. Citado na página 48.
- SEMENOV, M. A.; BROOKS, R. J. Spatial interpolation of the lars-wg stochastic weather generator in great britain. *Climate Research*, JSTOR, v. 11, n. 2, p. 137–148, 1999. Citado na página 30.
- SEMENOV, M. A. et al. Comparison of the wgen and lars-wg stochastic weather generators for diverse climates. *Climate research*, JSTOR, v. 10, n. 2, p. 95–107, 1998. Citado na página 30.
- SHEPARD, D. A two-dimensional interpolation function for irregularly-spaced data. In: ACM. *Proceedings of the 1968 23rd ACM national conference*. [S.l.], 1968. p. 517–524. Citado na página 53.
- SILVA, R. R. d. et al. Relação entre precipitação pluviométrica e produtividade da cultura de soja no município de ibirubá-rs. Universidade Federal de Santa Maria, 2013. Citado na página 66.

- SKEES, J. R. The potential role of weather markets for us agriculture. *The Climate Report*, v. 2, n. 4, p. 4–9, 2001. Citado 2 vezes nas páginas 20 e 25.
- TATSCH, J. *inmetr: Historical Data from Brazilian Meteorological Stations in R*. [S.l.], 2017. R package version 0.2.5. Disponível em: <<https://github.com/lhmet/inmetr>>. Citado na página 55.
- VARANGIS, P.; SKEES, J.; BARNETT, B. Weather indexes for developing countries. *Forest*, v. 4, p. 3–754, 2003. Citado na página 34.
- WILKS, D. Multisite generalization of a daily stochastic precipitation generation model. *Journal of Hydrology*, Elsevier, v. 210, n. 1, p. 178–191, 1998. Citado 27 vezes nas páginas 7, 8, 14, 19, 21, 32, 33, 37, 39, 41, 47, 49, 50, 51, 56, 63, 65, 69, 76, 77, 81, 82, 89, 91, 93, 98 e 99.
- WOODARD, J. D.; GARCIA, P. Basis risk and weather hedging effectiveness. *Agricultural Finance Review*, Emerald Group Publishing Limited, v. 68, n. 1, p. 99–117, 2008. Citado 3 vezes nas páginas 28, 33 e 34.
- WOOLHISER, D. A.; PEGRAM, G. Maximum likelihood estimation of fourier coefficients to describe seasonal variations of parameters in stochastic daily precipitation models. *Journal of Applied Meteorology*, v. 18, n. 1, p. 34–42, 1979. Citado 2 vezes nas páginas 32 e 45.
- WOOLHISER, D. A.; ROLDAN, J. Stochastic daily precipitation models: 2. a comparison of distributions of amounts. *Water resources research*, Wiley Online Library, v. 18, n. 5, p. 1461–1468, 1982. Citado na página 41.
- YANG, Y. Can the strengths of aic and bic be shared? a conflict between model indetification and regression estimation. *Biometrika*, Oxford University Press, v. 92, n. 4, p. 937–950, 2005. Citado na página 46.
- YEE, T. W. *Vector Generalized Linear and Additive Models: With an Implementation in R*. New York, USA: Springer, 2015. Citado na página 55.
- YEE, T. W.; WILD, C. J. Vector generalized additive models. *Journal of Royal Statistical Society, Series B*, v. 58, n. 3, p. 481–493, 1996. Citado na página 55.
- YOUNG, K. C. A multivariate chain model for simulating climatic parameters from daily data. *Journal of Applied Meteorology*, v. 33, n. 6, p. 661–671, 1994. Citado na página 31.
- ZALINA, M. D. et al. *Water science and technology*, v. 45, n. 2, p. 63–68, 2002. Citado 2 vezes nas páginas 56 e 81.

Anexos

ANEXO A – INFORMAÇÕES SOBRE AS ESTAÇÕES

Tabela 35 – Informações sobre as Estações

n	Estação	Estado	Lat	Lon	Alt
1	BOA VISTA	RR	-60.65	2.82	90.00
2	CARACARAI	RR	-61.13	1.83	94.05
3	IAUARETE	AM	-69.18	0.61	120.00
4	MACAPA	AP	-51.12	-0.05	14.46
5	S.G.DA CACHOEIRA(UAUPES)	AM	-67.06	-0.12	90.00
6	BARCELOS	AM	-60.92	-0.97	40.00
7	SOURE	PA	-48.52	-0.73	10.49
8	TRACUATEUA	PA	-46.90	-1.07	36.00
9	OBIDOS	PA	-55.52	-1.92	37.00
10	MONTE ALEGRE	PA	-54.10	-2.00	145.85
11	PORTO DE MOZ	PA	-52.23	-1.73	15.93
12	BREVES	PA	-50.48	-1.68	14.74
13	BELEM	PA	-48.43	-1.43	10.00
14	TURIACU	MA	-45.37	-1.67	44.06
15	FONTE BOA	AM	-66.17	-2.53	55.57
16	PARINTINS	AM	-56.73	-2.63	29.00
17	BELTERRA	PA	-54.95	-2.63	175.74
18	CAMETA	PA	-49.50	-2.25	23.90
19	SAO LUIS	MA	-44.22	-2.53	50.86
20	PARNAIBA	PI	-41.77	-3.08	79.50
21	ACARAU	CE	-40.13	-2.88	16.50
22	LUZILANDIA(LAG.DO PIAUI)	PI	-42.28	-3.41	49.00
23	ESPERANTINA	PI	-42.25	-3.90	87.05
24	TEFE	AM	-64.70	-3.83	47.00
25	CODAJAS	AM	-62.06	-3.84	32.00
26	MANAUS	AM	-60.02	-3.10	61.25
27	ITACOATIARA	AM	-58.43	-3.13	40.00
28	ALTAMIRA	PA	-52.22	-3.22	74.04
29	TUCURUI	PA	-49.67	-3.77	40.00
30	ZE DOCA	MA	-45.65	-3.27	45.28
31	CHAPADINHA	MA	-43.35	-3.75	103.50
32	SOBRAL	CE	-40.33	-3.73	109.62
33	FORTALEZA	CE	-38.55	-3.77	26.45
34	BENJAMIN CONSTANT	AM	-70.03	-4.38	65.00

Continua na próxima página

Tabela 35 – Continuação da página anterior

n	Estação	Estado	Lat	Lon	Alt
35	COARI	AM	-63.13	-4.08	46.00
36	ITAITUBA	PA	-55.98	-4.28	45.00
37	BACABAL	MA	-44.77	-4.22	25.07
38	CALDEIRAO	PI	-41.80	-4.28	160.00
39	CAXIAS	MA	-43.35	-4.87	103.56
40	PIRIPIRI	PI	-41.78	-4.27	161.12
41	GUARAMIRANGA	CE	-39.00	-4.28	870.67
42	JAGUARUANA	CE	-37.77	-4.78	11.71
43	MANICORE	AM	-61.30	-5.82	50.00
44	MARABA	PA	-49.13	-5.37	95.00
45	IMPERATRIZ	MA	-47.48	-5.53	123.30
46	BARRA DO CORDA	MA	-45.23	-5.50	153.00
47	TERESINA	PI	-42.82	-5.08	74.36
48	CRATEUS	CE	-40.67	-5.17	296.82
49	QUIXERAMOBIM	CE	-39.28	-5.17	79.50
50	MORADA NOVA	CE	-38.37	-5.12	43.62
51	APODI	RN	-37.82	-5.62	150.00
52	MACAU	RN	-36.77	-5.12	32.00
53	CEARA MIRIM	RN	-35.65	-5.65	61.35
54	NATAL	RN	-35.20	-5.92	48.60
55	EIRUNEPE	AM	-69.87	-6.67	104.00
56	ARAGUAINA	TO	-48.20	-7.20	228.52
57	SAO FELIX DO XINGU	PA	-51.97	-6.63	206.00
58	COLINAS	MA	-44.25	-6.03	179.75
59	FLORIANO	PI	-43.02	-6.77	123.27
60	TAUA	CE	-40.42	-6.00	398.77
61	IGUATU	CE	-39.30	-6.37	217.67
62	S?O GONCALO	PB	-38.22	-6.75	233.06
63	SERIDO (CAICO)	RN	-37.08	-6.47	169.85
64	FLORANIA	RN	-36.82	-6.12	324.45
65	CRUZETA	RN	-36.58	-6.43	226.46
66	AREIA	PB	-35.68	-6.97	574.62
67	CRUZEIRO DO SUL	AC	-72.66	-7.63	170.00
68	LABREA	AM	-64.83	-7.25	61.00
69	OURICURI	PE	-40.05	-7.90	459.28
70	CAROLINA	MA	-47.46	-7.34	192.83
71	BALSAS	MA	-46.03	-7.53	259.38
72	CAMPOS SALES	CE	-40.38	-7.00	583.50
73	PICOS	PI	-41.48	-7.03	207.93

Continua na próxima página

Tabela 35 – Continuação da página anterior

n	Estação	Estado	Lat	Lon	Alt
74	BARBALHA	CE	-39.30	-7.32	409.03
75	TRIUNFO	PE	-38.12	-7.82	1105.00
76	PATOS	PB	-37.27	-7.02	249.09
77	MONTEIRO	PB	-37.07	-7.88	603.66
78	CAMPINA GRANDE	PB	-35.88	-7.22	547.56
79	SURUBIM	PE	-35.72	-7.83	418.32
80	JOAO PESSOA	PB	-34.87	-7.10	7.43
81	TARAUACA	AC	-70.77	-8.17	190.00
82	CONCEICAO DO ARAGUAIA	PA	-49.27	-8.27	156.85
83	PEDRO AFONSO	TO	-48.18	-8.97	187.00
84	VALE DO GURGUEIA (CRISTIANO CASTRO)	PI	-43.71	-841.00	265.00
85	SAO JOAO DO PIAUI	PI	-42.25	-8.35	235.33
86	PAULISTANA	PI	-41.13	-8.13	374.22
87	CABROBO	PE	-39.33	-8.52	341.46
88	ARCOVERDE	PE	-37.05	-8.43	680.70
89	GARANHUNS	PE	-36.52	-8.88	822.76
90	RECIFE (CURADO)	PE	-34.95	-8.05	10.00
91	RIO BRANCO	AC	-67.87	-9.95	160.00
92	ALTO PARNAIBA	MA	-45.93	-9.10	285.05
93	BOM JESUS DO PIAUI	PI	-44.32	-9.14	415.00
94	CARACOL	PI	-43.33	-9.28	522.77
95	REMANSO	BA	-42.10	-9.63	400.51
96	PETROLINA	PE	-40.48	-9.38	370.46
97	PAULO AFONSO	BA	-38.21	-9.36	252.69
98	AGUA BRANCA	AL	-37.90	-9.28	605.34
99	PAO DE ACUCAR	AL	-37.43	-9.75	19.10
100	PALMEIRA DOS INDIOS	AL	-36.70	-9.45	274.90
101	MACEIO	AL	-35.70	-9.67	64.50
102	PORTO DE PEDRAS	AL	-35.43	-9.18	50.02
103	LAMBARI	MG	-45.31	-21.95	878.45
104	PALMAS	TO	-48.30	-10.19	280.00
105	CORONEL PACHECO	MG	-43.25	-21.56	435.00
106	AVELAR (P.DO ALFERES)	RJ	-43.41	-22.35	507.00
107	PORTO NACIONAL	TO	-48.42	-10.72	239.20
108	GUARULHOS	SP	-46.46	-23.43	735.00
109	STa. R. DE CASSIA (IBIPETUBA)	BA	-44.52	-11.02	450.30
110	SENHOR DO BONFIM	BA	-40.18	-10.46	558.24
111	MONTE SANTO	BA	-39.33	-10.44	464.60
112	ARACAJU	SE	-37.05	-10.95	4.72

Continua na próxima página

Tabela 35 – Continuação da página anterior

n	Estação	Estado	Lat	Lon	Alt
113	PROPRIA	SE	-36.84	-10.21	19.92
114	BARRA	BA	-43.17	-11.08	401.58
115	IRECE	BA	-41.87	-11.30	747.16
116	MORRO DO CHAPEU	BA	-41.22	-11.22	1003.27
117	JACOBINA	BA	-40.53	-11.17	484.74
118	SERRINHA	BA	-38.97	-11.63	359.63
119	CIPO	BA	-38.52	-11.08	145.31
120	ITABAIANINHA	SE	-37.79	-11.27	208.00
121	MATUPA	MT	-54.92	-10.25	285.00
122	FEIRA DE SANTANA	BA	-38.97	-12.20	231.68
123	CRUZ DAS ALMAS	BA	-39.08	-12.67	225.87
124	PEIXE	TO	-48.35	-12.02	242.49
125	SALVADOR (ONDINA)	BA	-38.51	-13.01	51.41
126	TAGUATINGA	TO	-46.42	-12.40	603.59
127	BARREIRAS	BA	-45.01	-12.16	439.29
128	LENCOIS	BA	-41.39	-12.56	438.74
129	ITABERABA	BA	-40.28	-12.52	249.89
130	ALAGOINHAS	BA	-38.43	-12.15	130.92
131	GLEBA CELESTE	MT	-56.50	-12.20	415.00
132	SAO JOSE DO RIO CLARO	MT	-56.71	-13.43	350.00
133	CANARANA	MT	-52.50	-13.47	430.00
134	CORRENTINA	BA	-44.62	-13.33	549.57
135	BOM JESUS DA LAPA	BA	-43.41	-13.25	439.96
136	ITUACU	BA	-41.30	-13.81	531.43
137	ITIRUCU (JAGUAQUARA)	BA	-40.11	-13.35	755.61
138	DIAMANTINO	MT	-56.45	-14.40	286.30
139	NOVA XAV.(XAVANTINA)	MT	-52.35	-14.70	325.00
140	POSSE	GO	-46.37	-14.10	825.64
141	FORMOSO	MG	-46.24	-14.95	848.00
142	ESPINOSA	MG	-42.81	-14.91	569.64
143	CAETITE	BA	-42.48	-14.07	882.47
144	VITORIA DA CONQUISTA	BA	-40.80	-14.88	874.81
145	POXOREO	MT	-54.38	-15.83	450.00
146	CUIABA	MT	-56.11	-15.62	145.00
147	PADRE RICARDO REMETTER	MT	-56.07	-15.78	140.00
148	ARAGARCAS	GO	-52.23	-15.90	345.00
149	RONCADOR	DF	-47.88	-15.93	1100.57
150	GOIAS	GO	-50.13	-15.92	512.22
151	PIRENOPOLIS	GO	-48.97	-15.85	740.00

Continua na próxima página

Tabela 35 – Continuação da página anterior

n	Estação	Estado	Lat	Lon	Alt
152	BRASILIA	DF	-47.93	-15.79	1159.54
153	FORMOSA	GO	-47.34	-15.55	935.19
154	ARINOS	MG	-46.11	-15.92	519.00
155	JANUARIA	MG	-44.00	-15.45	473.71
156	MONTE AZUL	MG	-42.75	-15.18	603.63
157	MOCAMBINHO	MG	-44.01	-15.08	452.00
158	PEDRA AZUL	MG	-41.28	-16.01	648.91
159	JANAUBA	MG	-43.30	-15.78	516.00
160	CANAVIEIRAS	BA	-38.95	-15.67	3.87
161	CACERES	MT	-57.68	-16.05	118.00
162	CARINHANHA	BA	-43.77	-14.28	450.18
163	RONDONOPOLIS	MT	-54.16	-16.45	284.00
164	GOIANIA	GO	-49.25	-16.67	741.48
165	UNAI	MG	-46.89	-16.37	460.00
166	MONTES CLAROS	MG	-43.84	-16.69	652.00
167	SALINAS	MG	-42.29	-16.15	471.32
168	ARACUAI	MG	-42.05	-16.83	289.00
169	GUARATINGA	BA	-39.55	-16.73	194.67
170	JURAMENTO	MG	-43.71	-16.78	650.00
171	JATAI	GO	-51.72	-17.92	662.86
172	RIO VERDE	GO	-50.92	-17.80	774.62
173	PARACATU	MG	-46.88	-17.24	712.00
174	JOAO PINHEIRO	MG	-46.18	-17.74	760.36
175	PIRAPORA	MG	-44.92	-17.35	505.24
176	CARBONITA	MG	-43.00	-17.53	736.38
177	ITAMARANDIBA	MG	-42.85	-17.86	914.00
178	CARAVELAS	BA	-39.26	-17.74	2.88
179	NHUMIRIM (NHECOLANDIA)	MS	-56.65	-18.98	89.00
180	CAPINOPOLIS	MG	-49.56	-18.73	620.60
181	ITUIUTABA	MG	-49.51	-18.96	560.00
182	IPAMERI	GO	-48.17	-17.72	772.99
183	ITUMBIARA	GO	-49.21	-18.41	449.00
184	CATALAO	GO	-47.95	-18.18	840.47
185	PATOS DE MINAS	MG	-46.44	-18.52	940.28
186	BOM DESPACHO	MG	-45.36	-19.71	695.00
187	CURVELO	MG	-18.75	-44.45	672.00
188	DIAMANTINA	MG	-43.62	-18.24	1296.12
189	SAO MATEUS	ES	-39.85	-18.70	25.04
190	CORUMBA	MS	-57.65	-19.01	130.00

Continua na próxima página

Tabela 35 – Continuação da página anterior

n	Estação	Estado	Lat	Lon	Alt
191	PARANAIBA	MS	-51.18	-19.75	331.25
192	POMPEU	MG	-45.00	-19.21	609.91
193	FRUTAL	MG	-48.93	-20.03	543.67
194	UBERABA	MG	-47.95	-19.74	737.00
195	ARAXA	MG	-46.95	-19.61	1023.61
196	FLORESTAL	MG	-44.41	-19.86	748.76
197	BAMBUI	MG	-46.01	-20.03	661.27
198	SETE LAGOAS	MG	-44.25	-19.46	732.00
199	BELO HORIZONTE	MG	-43.95	-19.93	915.00
200	C. DO MATO DENTRO	MG	-43.43	-19.02	652.00
201	CARATINGA	MG	-42.14	-19.74	609.65
202	AIMORES	MG	-41.07	-19.49	82.74
203	VOTUPORANGA	SP	-49.98	-20.42	502.50
204	FRANCA	SP	-47.37	-20.58	1026.20
205	SAO S.DO PARAISO	MG	-47.11	-20.91	820.00
206	IBIRITE	MG	-44.05	-20.01	814.54
207	DIVINOPOLIS	MG	-44.87	-20.17	788.35
208	CAPARAO	MG	-41.90	-20.52	843.18
209	VICOSA	MG	-42.86	-20.76	712.20
210	VITORIA	ES	-40.32	-20.32	36.20
211	SAO SIMAO	SP	-47.55	-21.48	617.39
212	CATANDUVA	SP	-48.93	-21.12	570.00
213	CALDAS(P. DE CALDAS)	MG	-46.38	-21.91	1150.00
214	MACHADO	MG	-45.94	-21.68	873.35
215	LAVRAS	MG	-45.00	-21.75	918.84
216	BARBACENA	MG	-43.78	-21.24	1126.00
217	JUIZ DE FORA	MG	-43.35	-21.77	939.96
218	ITAPERUNA	RJ	-41.90	-21.20	123.59
219	CAMPOS	RJ	-41.33	-21.74	11.20
220	PONTA PORA	MS	-55.53	-23.53	650.00
221	IVINHEMA	MS	-53.81	-22.30	369.20
222	CAMPOS DO JORDAO	SP	-45.60	-22.75	1642.00
223	PRESIDENTE PRUDENTE	SP	-51.38	-22.11	435.55
224	CORDEIRO	RJ	-42.36	-22.02	505.92
225	SAO CARLOS	SP	-47.87	-21.97	856.00
226	SAO LOURENCO	MG	-45.02	-22.10	953.20
227	RESENDE	RJ	-44.44	-22.45	439.89
228	RIO DE JANEIRO	RJ	-43.19	-22.90	11.10
229	LONDRINA	PR	-51.13	-23.32	566.00

Continua na próxima página

Tabela 35 – Continuação da página anterior

n	Estação	Estado	Lat	Lon	Alt
230	MARINGA	PR	-51.92	-23.40	542.00
231	AVARE	SP	-48.55	-23.08	813.00
232	SAO PAULO(MIR.de SANTANA)	SP	-46.62	-23.50	792.06
233	CAMPO MOURAO	PR	-52.36	-24.05	616.40
234	TAUBATE	SP	-45.55	-23.03	577.00
235	IVAI	PR	-50.85	-25.00	808.00
236	CASTRO	PR	-50.00	-24.78	1008.80
237	IRATI	PR	-50.63	-25.47	836.95
238	CURITIBA	PR	-49.27	-25.43	923.50
239	PARANAGUA	PR	-48.52	-25.53	4.50
240	SOROCABA	SP	-47.43	-23.48	645.00
241	INDAIAL	SC	-49.22	-26.90	86.13
242	IRAI	RS	-53.23	-27.18	247.10
243	CHAPECO	SC	-52.64	-27.09	687.00
244	CAMPOS NOVOS	SC	-51.22	-27.38	964.23
245	LAGES	SC	-50.33	-27.81	936.83
246	FLORIANOPOLIS	SC	-48.62	-27.60	1.84
247	SAO LUIZ GONZAGA	RS	-55.02	-28.40	245.11
248	CRUZ ALTA	RS	-53.60	-28.63	472.50
249	PASSO FUNDO	RS	-52.40	-28.22	684.05
250	LAGOA VERMELHA	RS	-51.50	-28.22	840.00
251	BOM JESUS	RS	-50.43	-28.67	1047.50
252	SAO JOAQUIM	SC	-49.93	-28.30	1415.00
253	URUSSANGA	SC	-49.31	-28.51	48.17
254	URUGUAIANA	RS	-57.08	-29.75	62.31
255	SANTA MARIA	RS	-53.70	-29.70	95.00
256	BENTO GONCALVES	RS	-51.51	-29.15	640.00
257	CAXIAS DO SUL	RS	-51.19	-29.20	751.00
258	TORRES	RS	-49.73	-29.35	4.66
259	SANTANA DO LIVRAMENTO	RS	-55.60	-30.83	328.00
260	ENCRUZILHADA DO SUL	RS	-52.52	-30.53	427.75
261	PORTO ALEGRE	RS	-51.22	-30.02	46.97
262	BAGE	RS	-54.10	-31.33	242.31
263	PELOTAS	RS	-52.41	-31.78	13.00
264	RIO GRANDE	RS	-52.01	-32.03	2.46
265	SANTA VITORIA DO PALMAR	RS	-53.35	-33.52	24.01

Fonte: Elaborado pelo autor com base em dados do INMET (2017)

ANEXO B – INFORMAÇÕES SOBRE ÁREAS AGRÍCOLAS

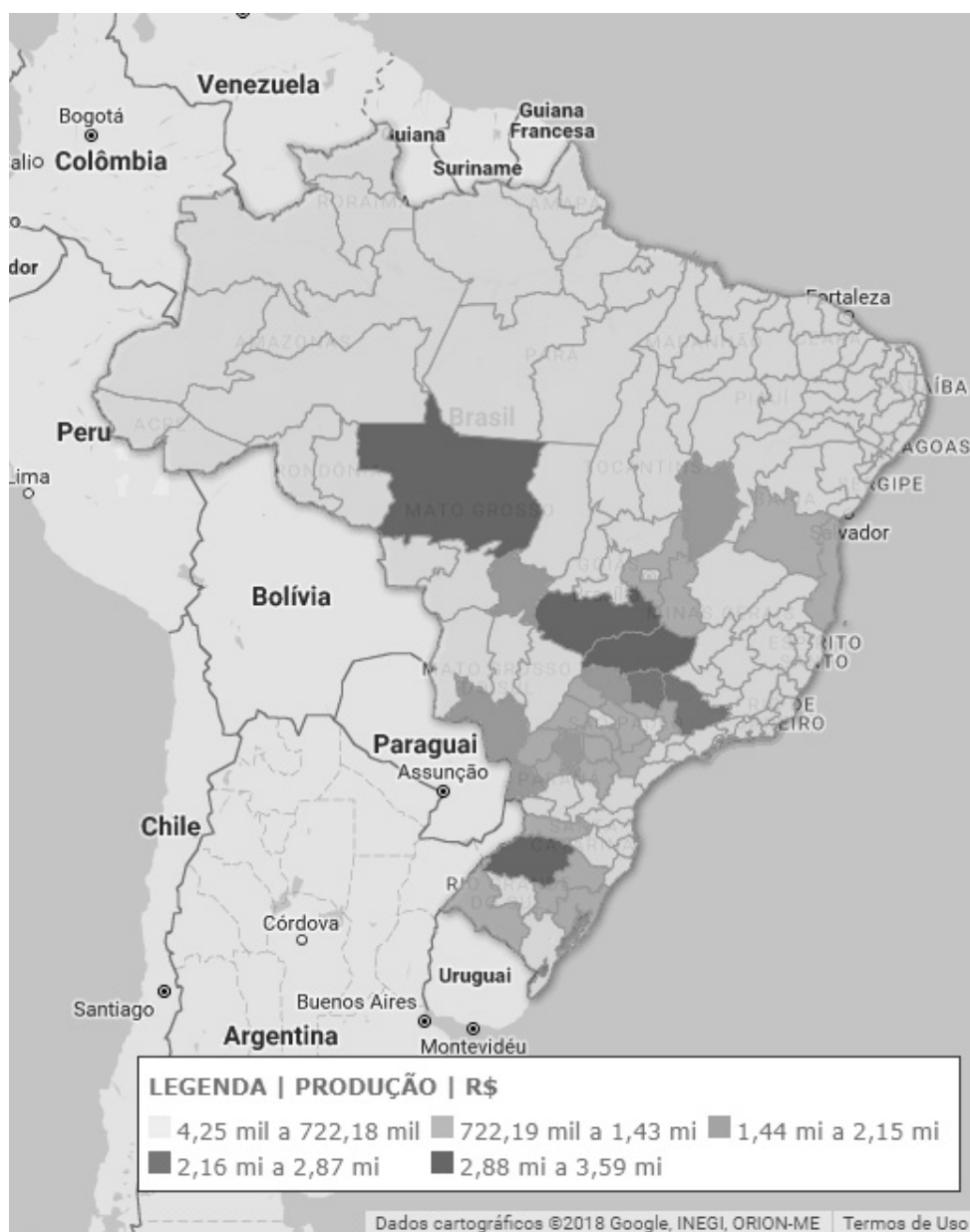


Figura 36 – Produção Agrícola de Grãos por Mesorregião no Brasil
Fonte: Elaborado por DEEPASK (2017) com dados do IPEA (2017)



Figura 37 – Valor da produção Agrícola de Grãos por Mesorregião no Brasil
 Fonte: Elaborado por DEEPASK (2017) com dados do IPEA (2017)



Figura 38 – Percentual da Área Total Dedicada a Agricultura por Mesorregião no Brasil
 Fonte: Elaborado por DEEPASK (2017) com dados do IPEA (2017)

ANEXO C – COMPARATIVO DE VERSÕES DO MODELO MPML POR ESTATÍSTICA RELEVANTE - MESES DE NOVEMBRO E DEZEMBRO

C.1 Médias mensais

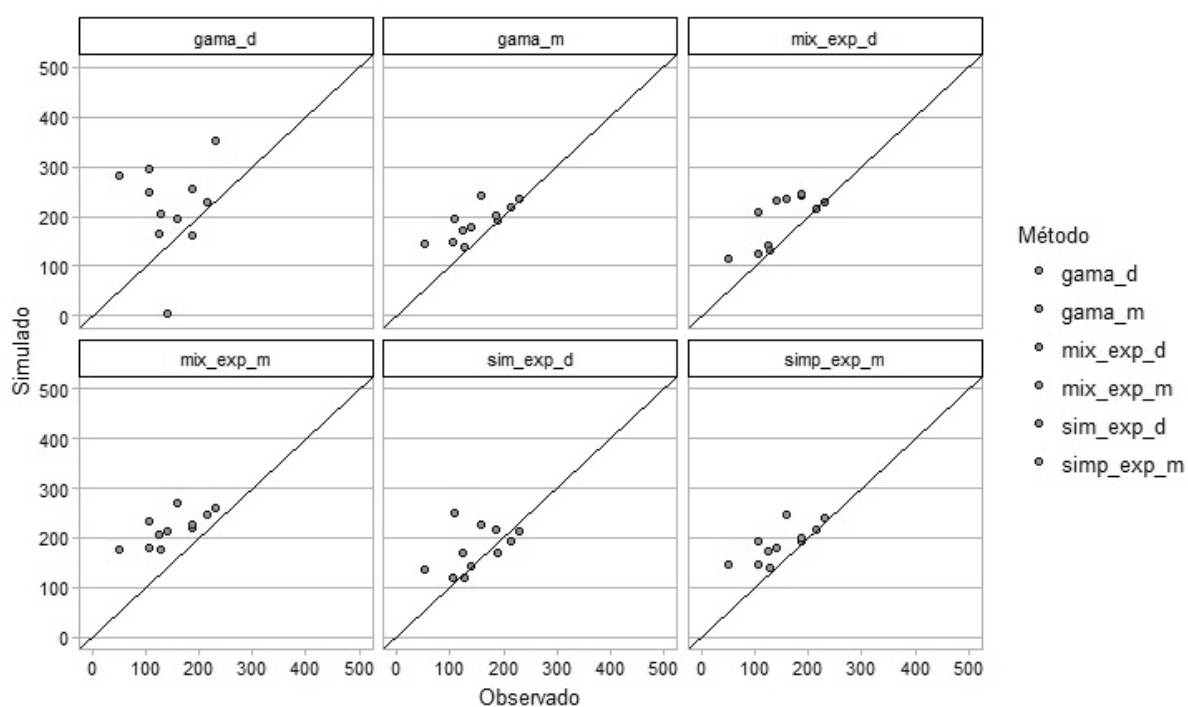


Figura 39 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Mensal de precipitação para a região de Jataí-GO no mês de Novembro

Fonte: Elaborado pelo autor

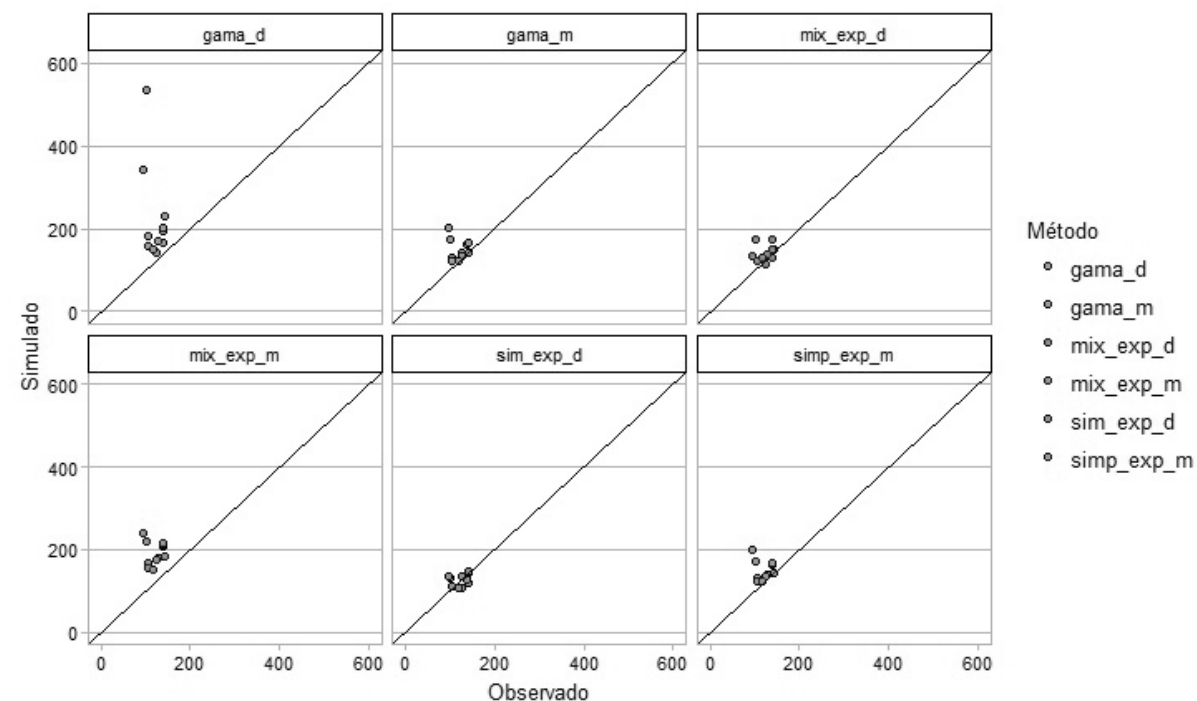


Figura 40 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Mensal de precipitação para a região de Campo Mourão-PR no mês de Novembro
Fonte: Elaborado pelo autor

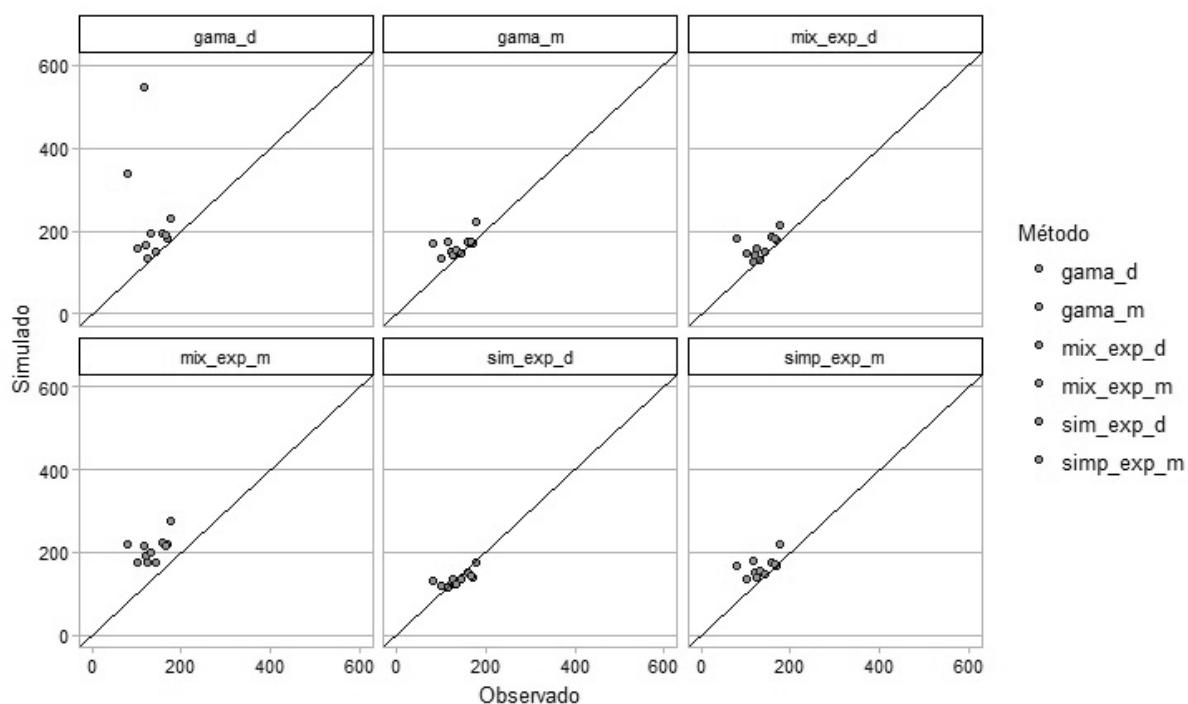


Figura 43 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Mensal de precipitação para a região de Campo Mourão-PR no mês de Dezembro
Fonte: Elaborado pelo autor

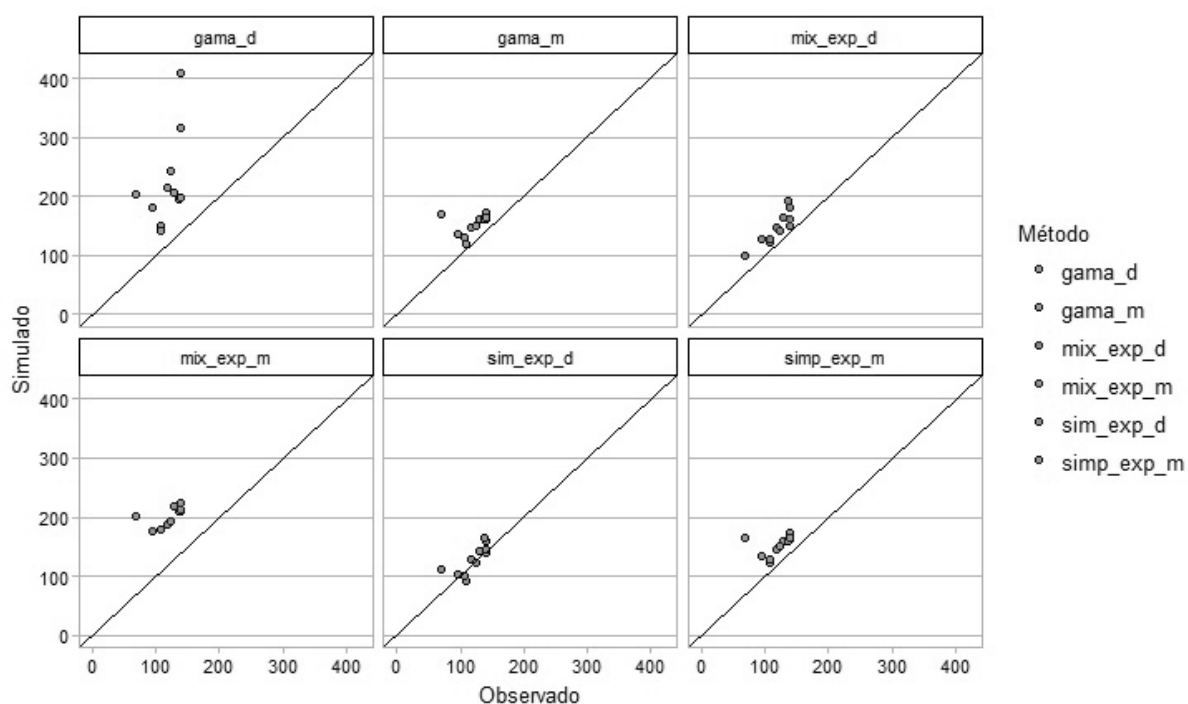


Figura 41 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Mensal de precipitação para a região de Cruz Alta-RS no mês de Novembro

Fonte: Elaborado pelo autor

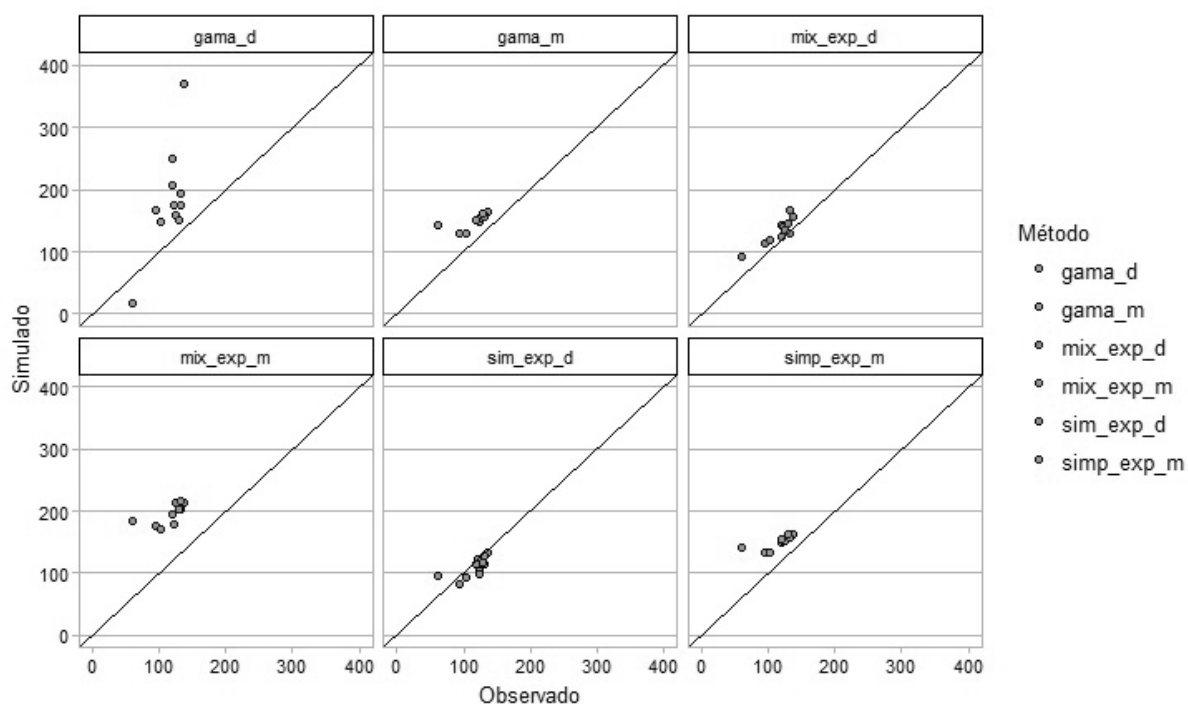


Figura 44 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Mensal de precipitação para a região de Cruz Alta-RS no mês de Dezembro

Fonte: Elaborado pelo autor

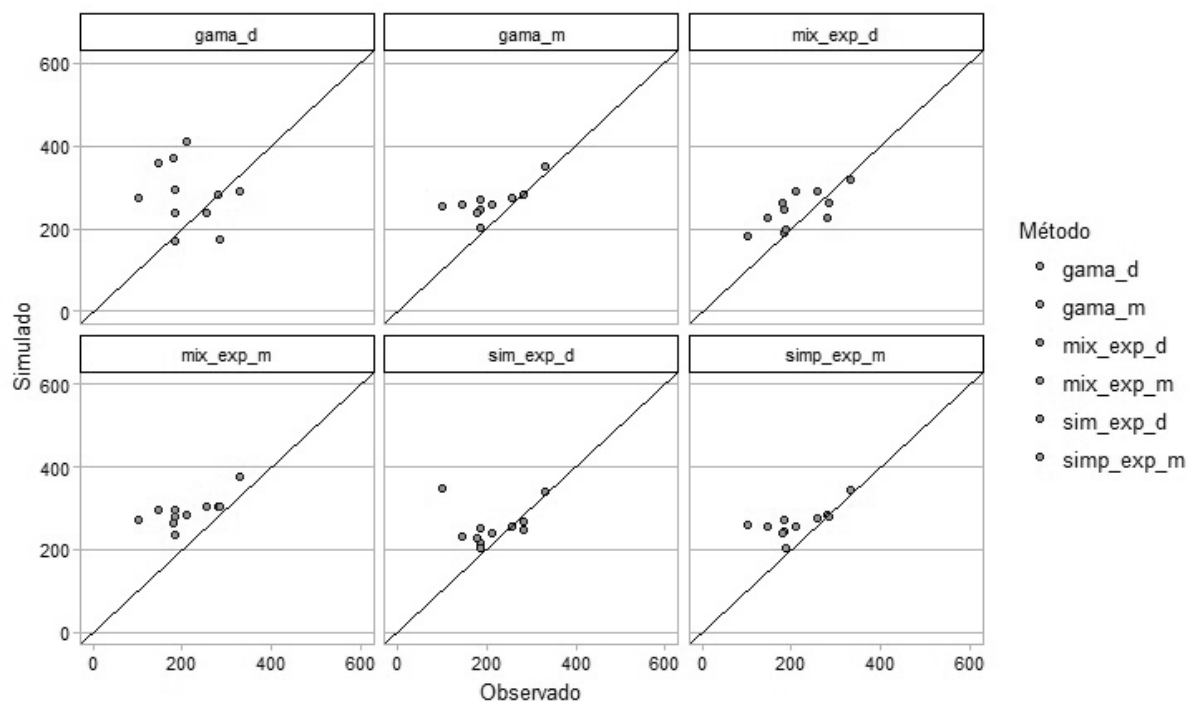


Figura 42 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Mensal de precipitação para a região de Jataí-GO no mês de Dezembro
Fonte: Elaborado pelo autor

C.2 Médias diárias

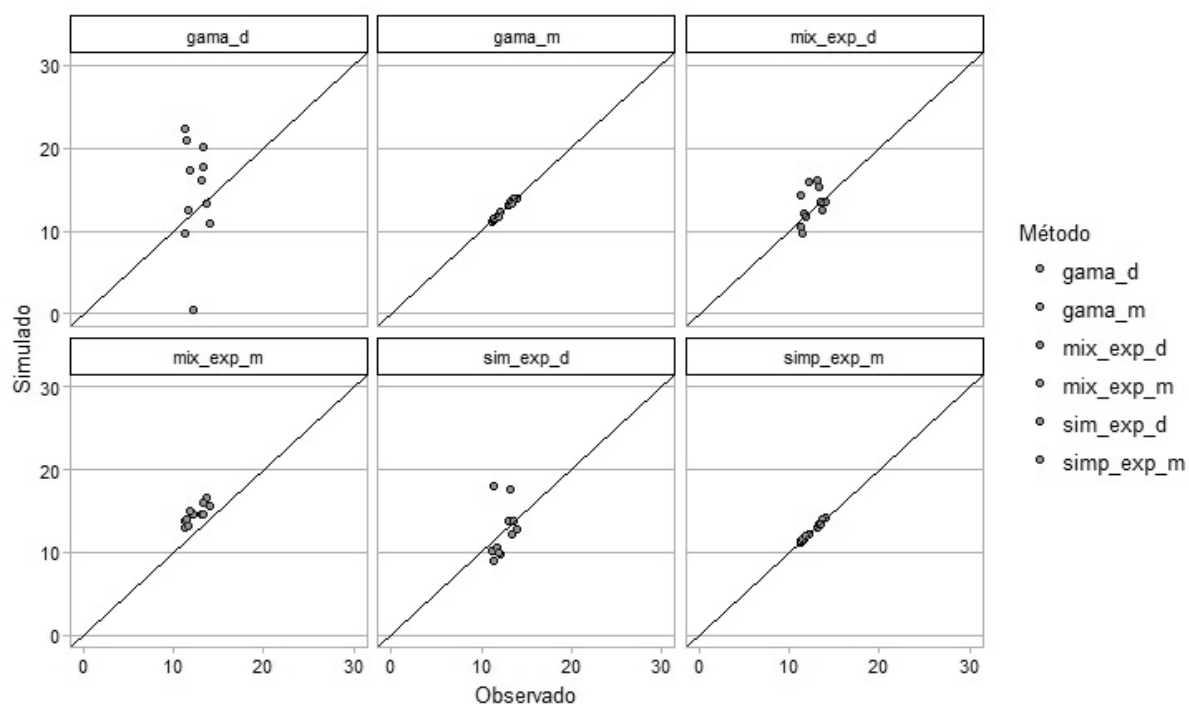


Figura 45 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Diária de precipitação para a região de Jataí-GO no mês de Novembro
Fonte: Elaborado pelo autor

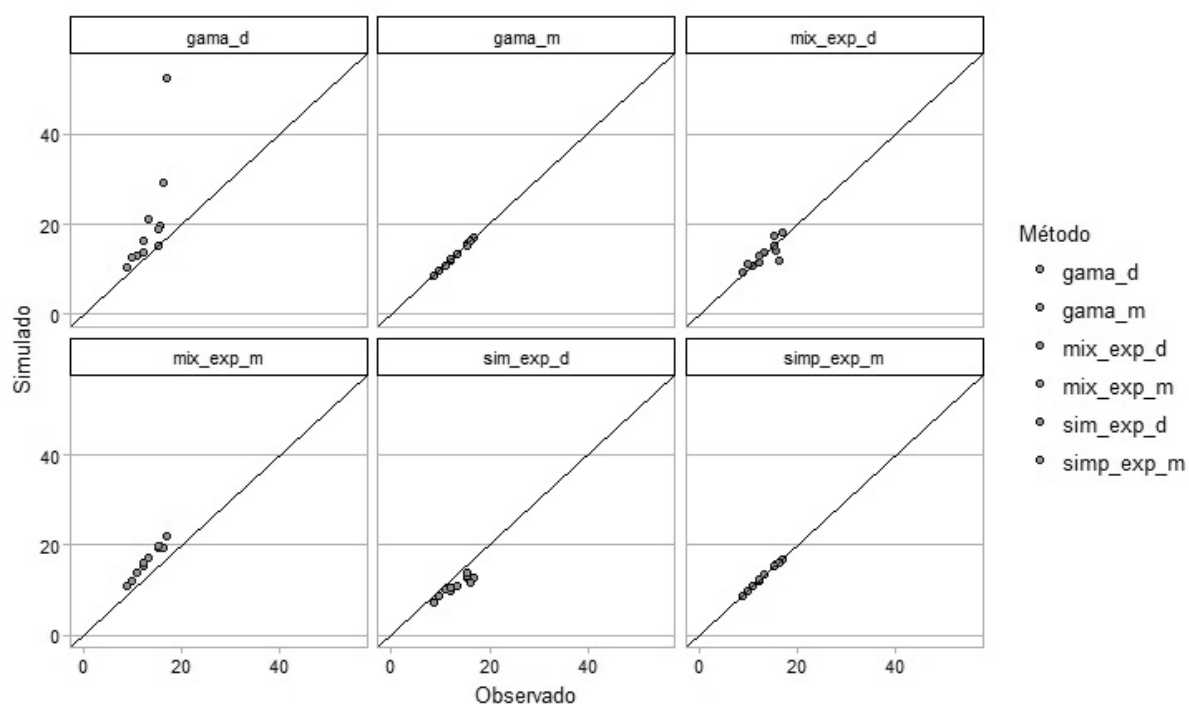


Figura 46 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Diária de precipitação para a região de Campo Mourão-PR no mês de Novembro
Fonte: Elaborado pelo autor

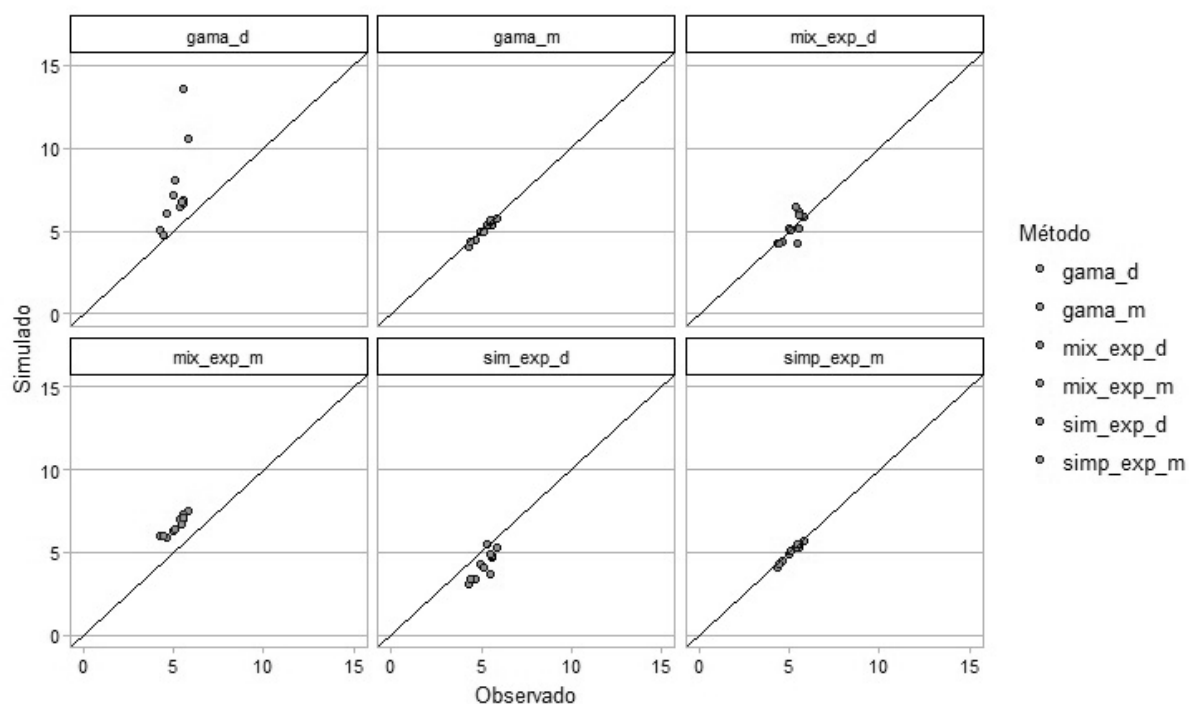


Figura 47 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Diária de precipitação para a região de Cruz Alta-RS no mês de Novembro
Fonte: Elaborado pelo autor

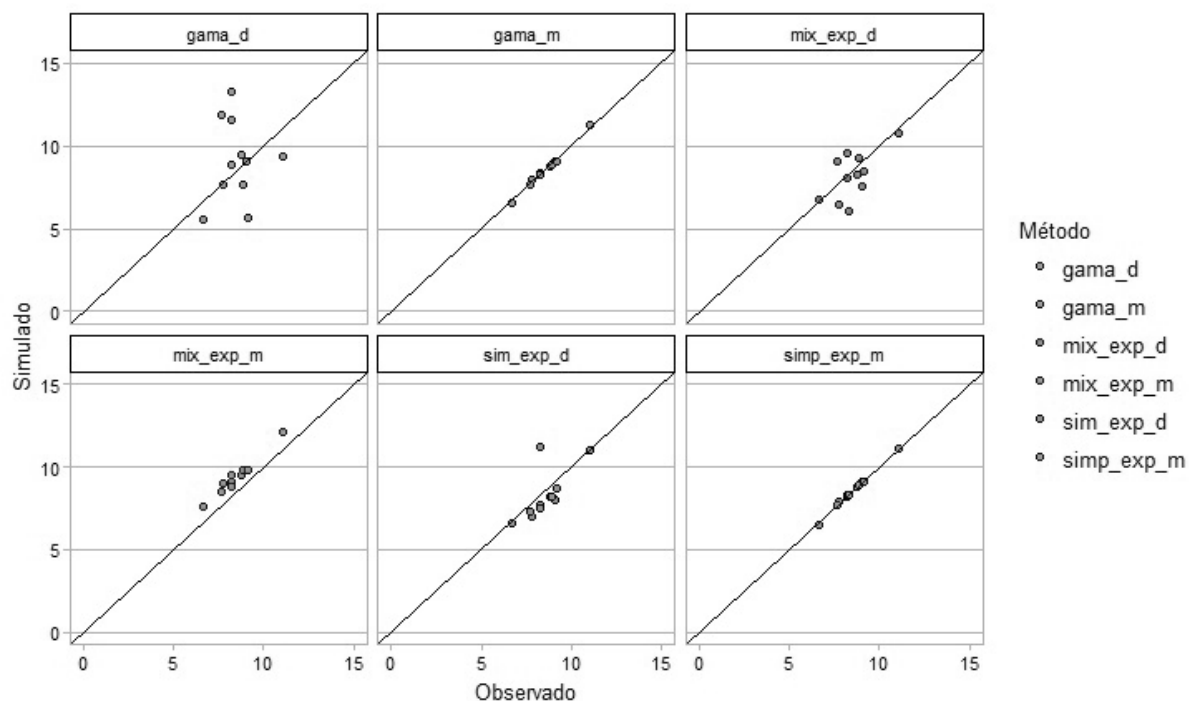


Figura 48 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Diária de precipitação para a região de Jataí-GO no mês de Dezembro
Fonte: Elaborado pelo autor

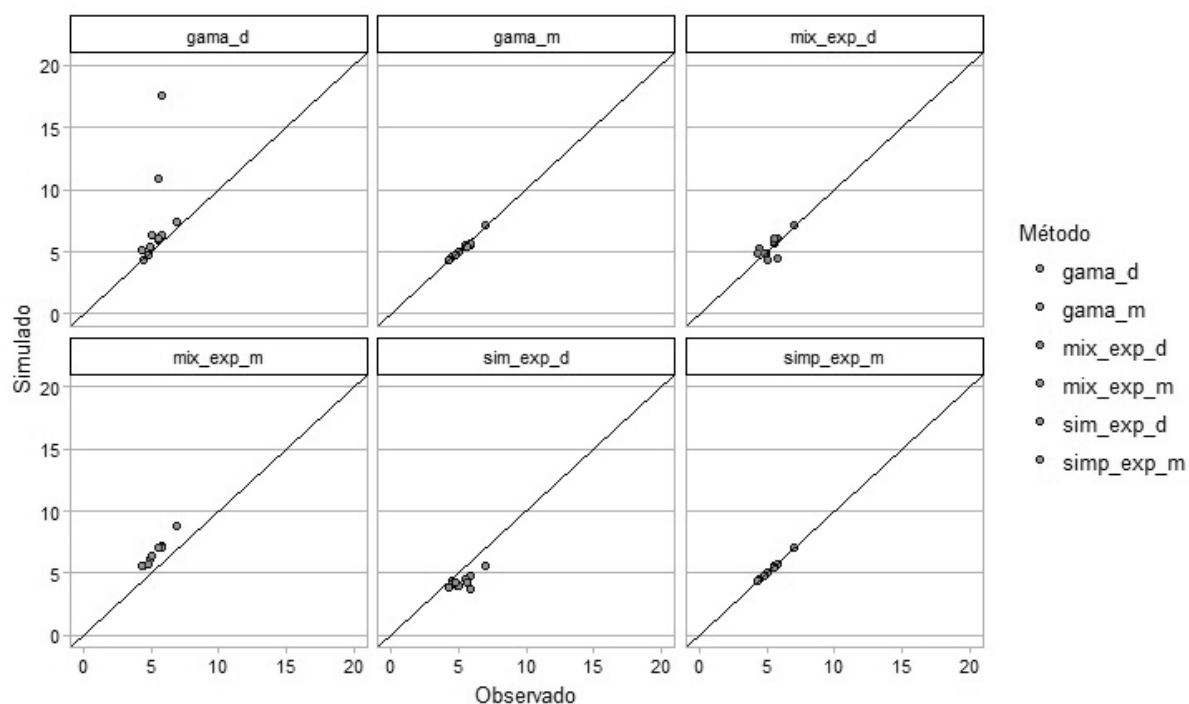


Figura 49 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Diária de precipitação para a região de Campo Mourão-PR no mês de Dezembro
Fonte: Elaborado pelo autor

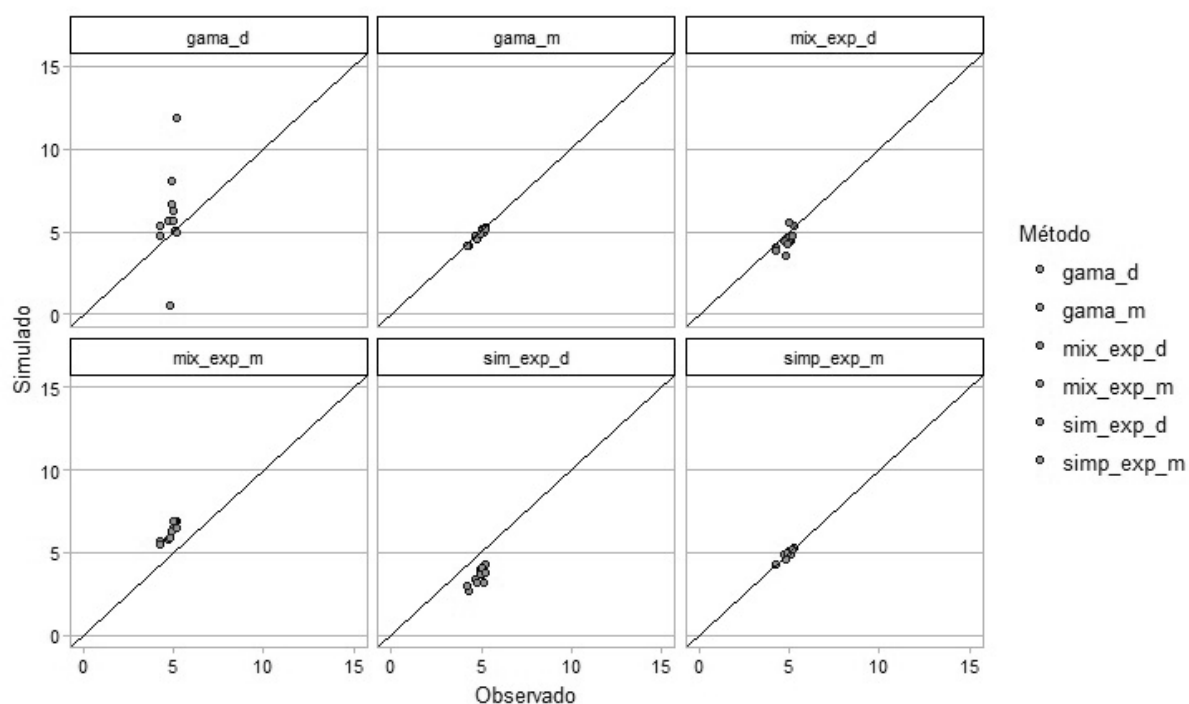


Figura 50 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média Diária de precipitação para a região de Cruz Alta-RS no mês de Dezembro

Fonte: Elaborado pelo autor

C.3 Média de precipitação apenas em dias chuvosos

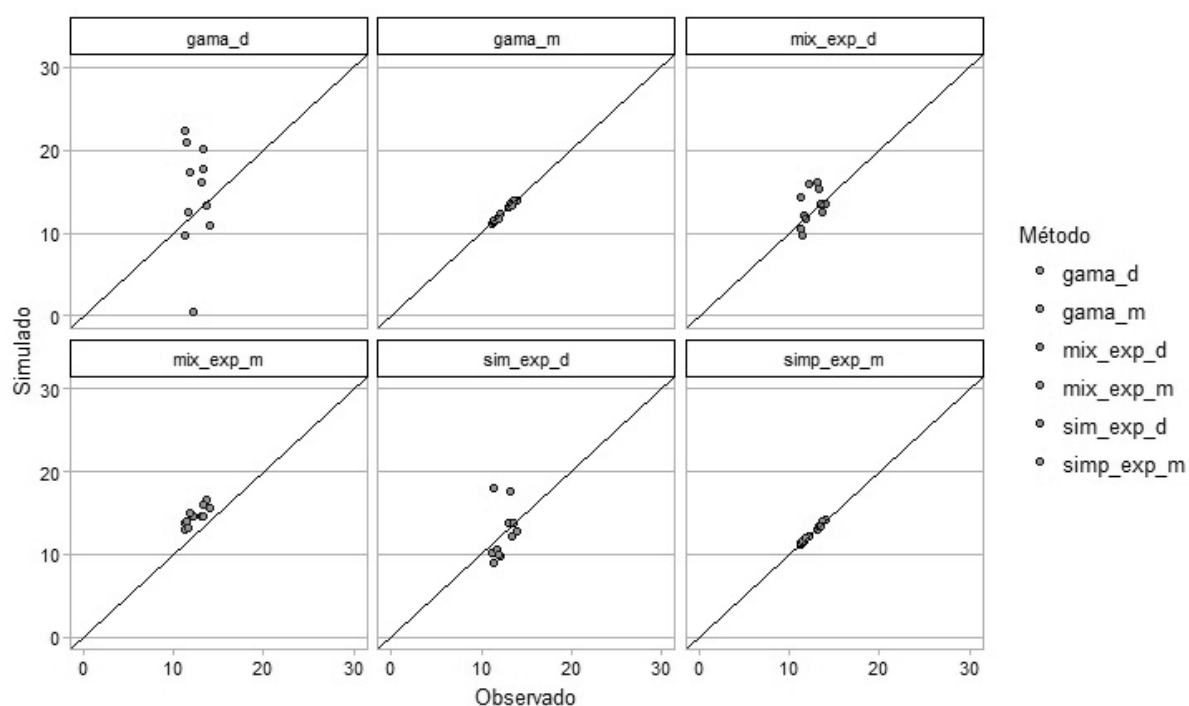


Figura 51 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média em Dias Chuvosos para a região de Jataí-GO no mês de Novembro

Fonte: Elaborado pelo autor

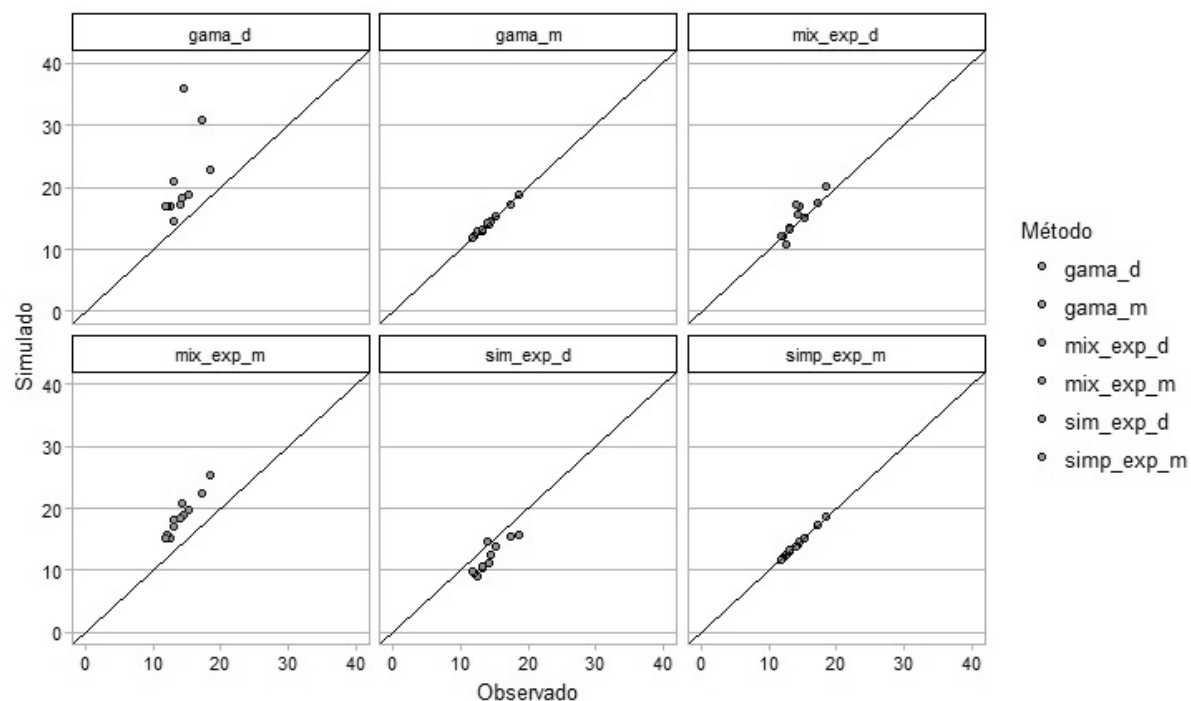


Figura 53 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média em Dias Chuvosos para a região de Cruz Alta-RS no mês de Novembro
Fonte: Elaborado pelo autor

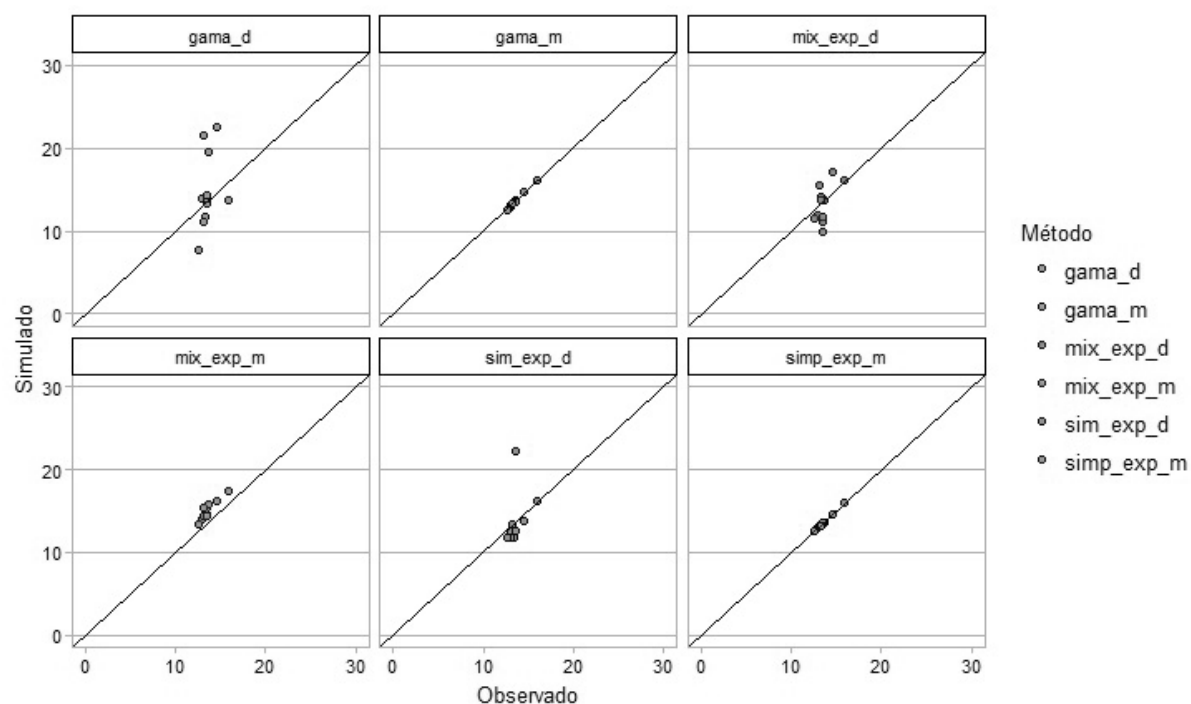


Figura 54 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média em Dias Chuvosos para a região de Jataí-GO no mês de Dezembro
Fonte: Elaborado pelo autor

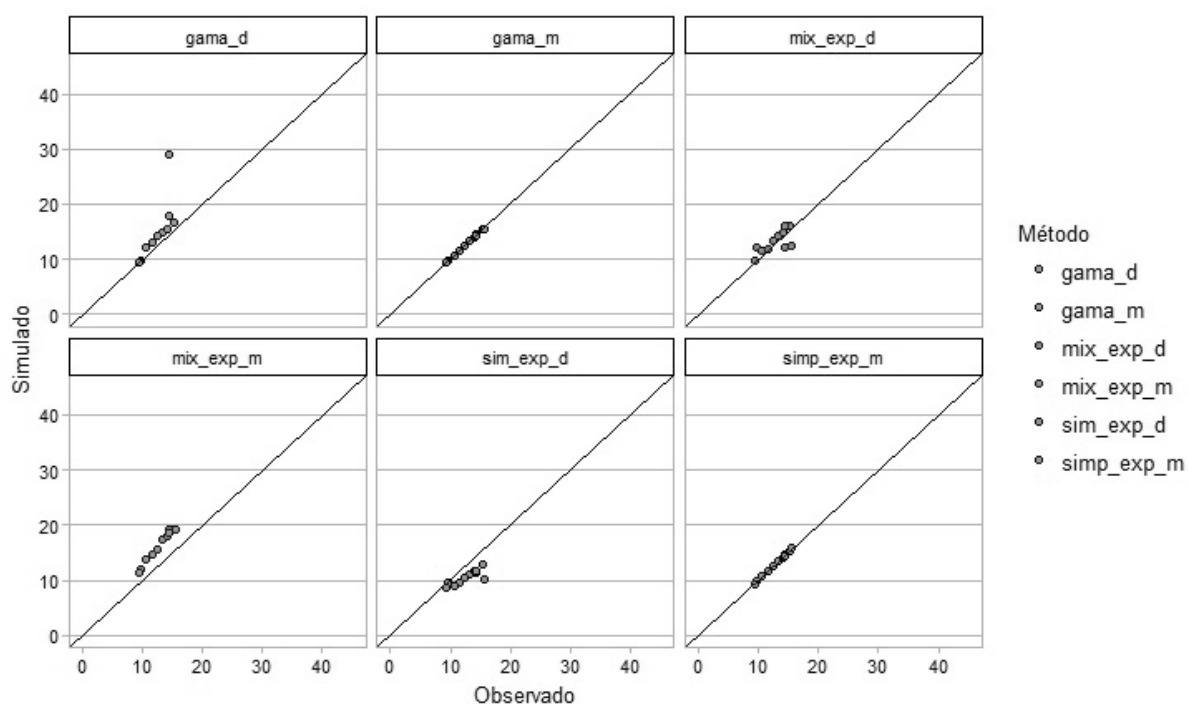


Figura 55 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média em Dias Chuvosos para a região de Campo Mourão-PR no mês de Dezembro
Fonte: Elaborado pelo autor

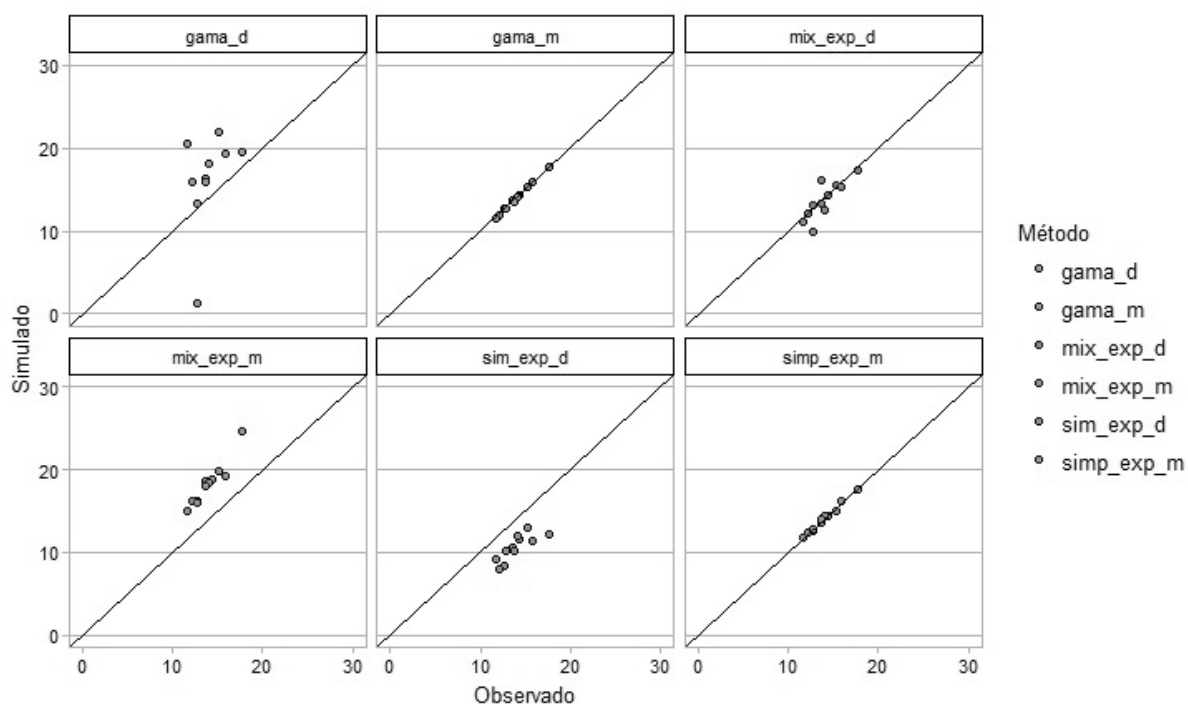


Figura 56 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média em Dias Chuvosos para a região de Cruz Alta-RS no mês de Dezembro
Fonte: Elaborado pelo autor

C.4 Desvio Padrão e Distorção

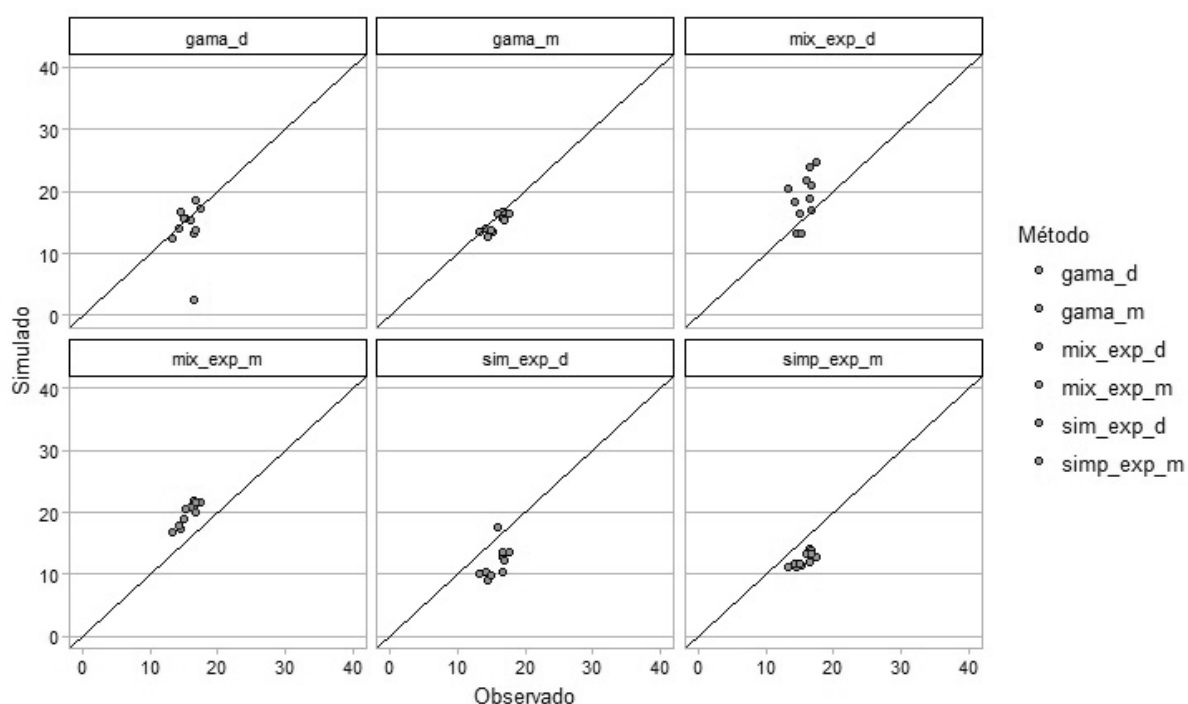


Figura 57 – Relação do Desvio Padrão dos dados sintéticos e empíricos para a região de Jataí-GO no mês de Novembro

Fonte: Elaborado pelo autor

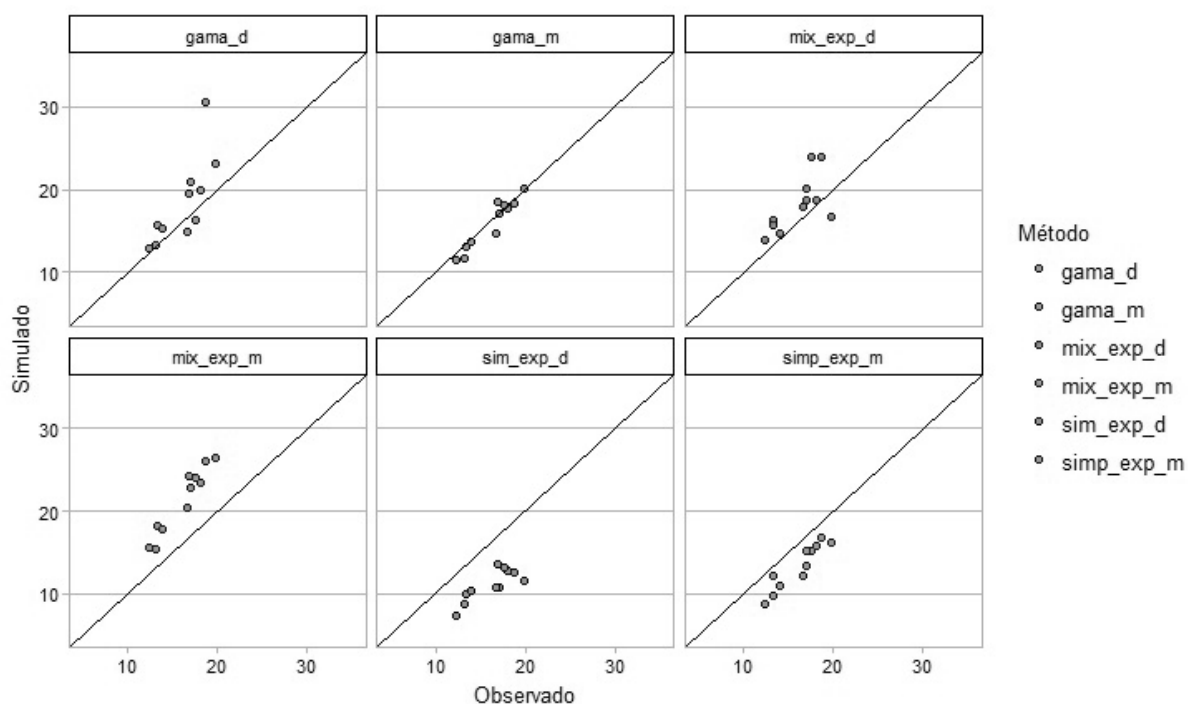


Figura 58 – Relação do Desvio Padrão dos dados sintéticos e empíricos para a região de Campo Mourão-PR no mês de Novembro

Fonte: Elaborado pelo autor

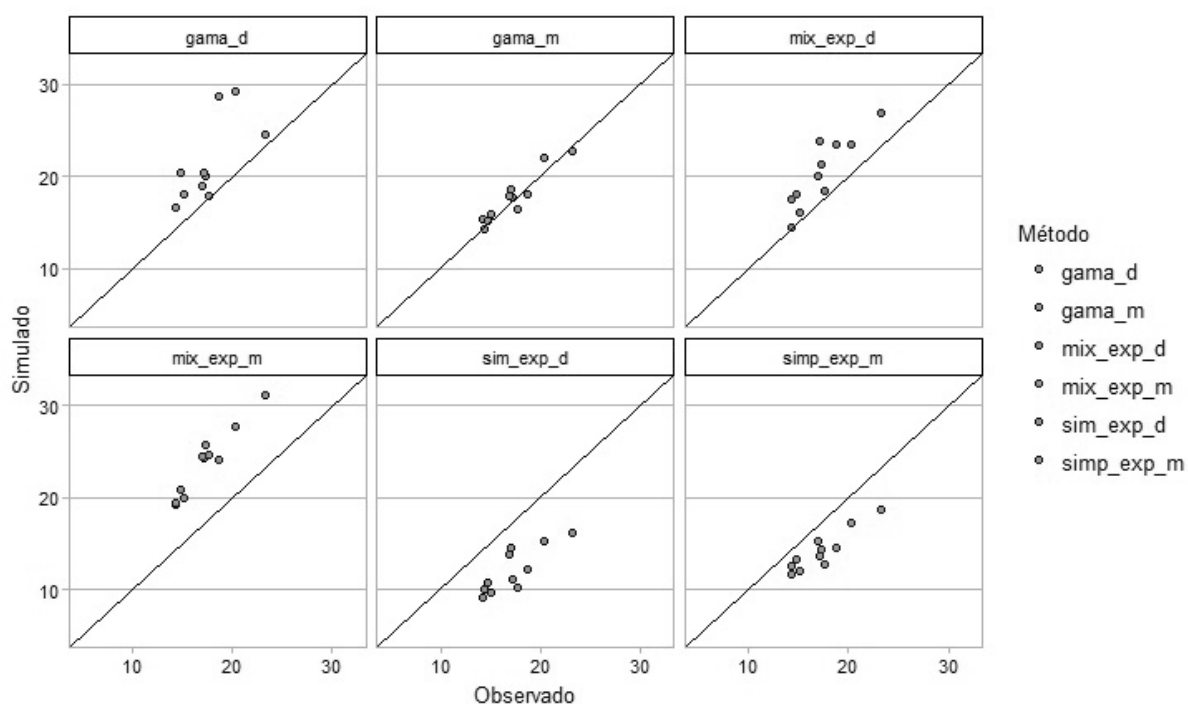


Figura 59 – Relação do Desvio Padrão dos dados sintéticos e empíricos para a região de Cruz Alta-RS no mês de Novembro

Fonte: Elaborado pelo autor

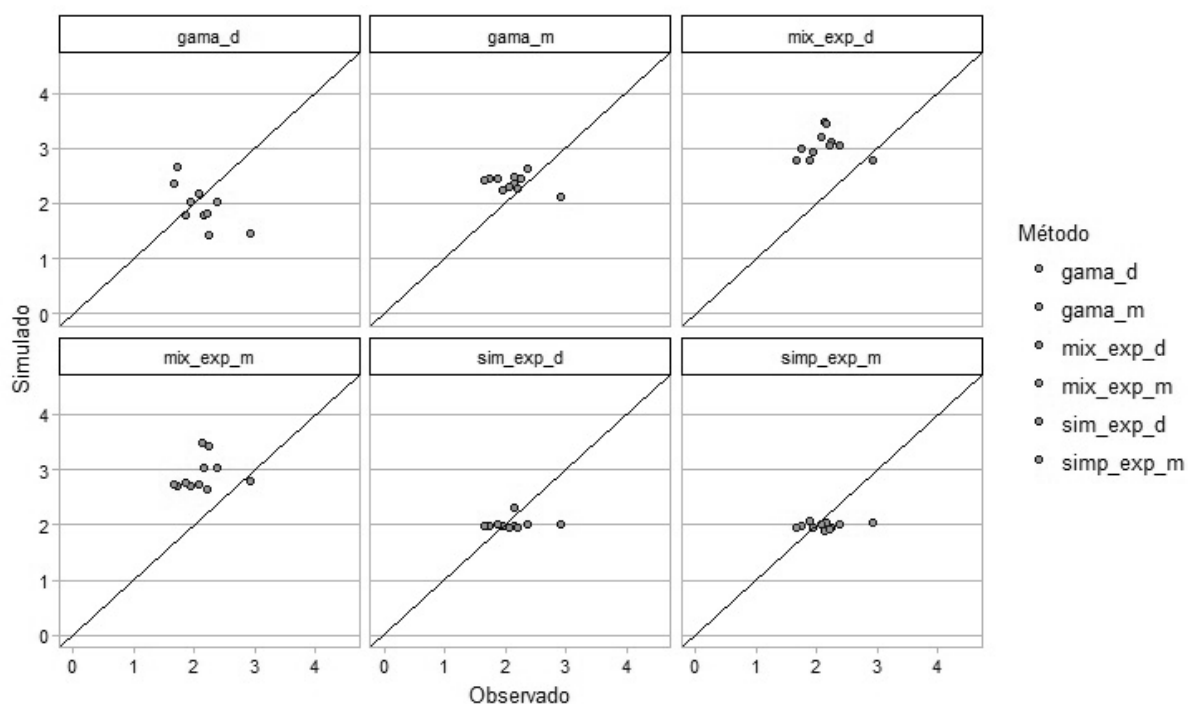


Figura 60 – Relação da Distorção dos dados sintéticos e empíricos para a região de Jataí-GO no mês de Novembro

Fonte: Elaborado pelo autor

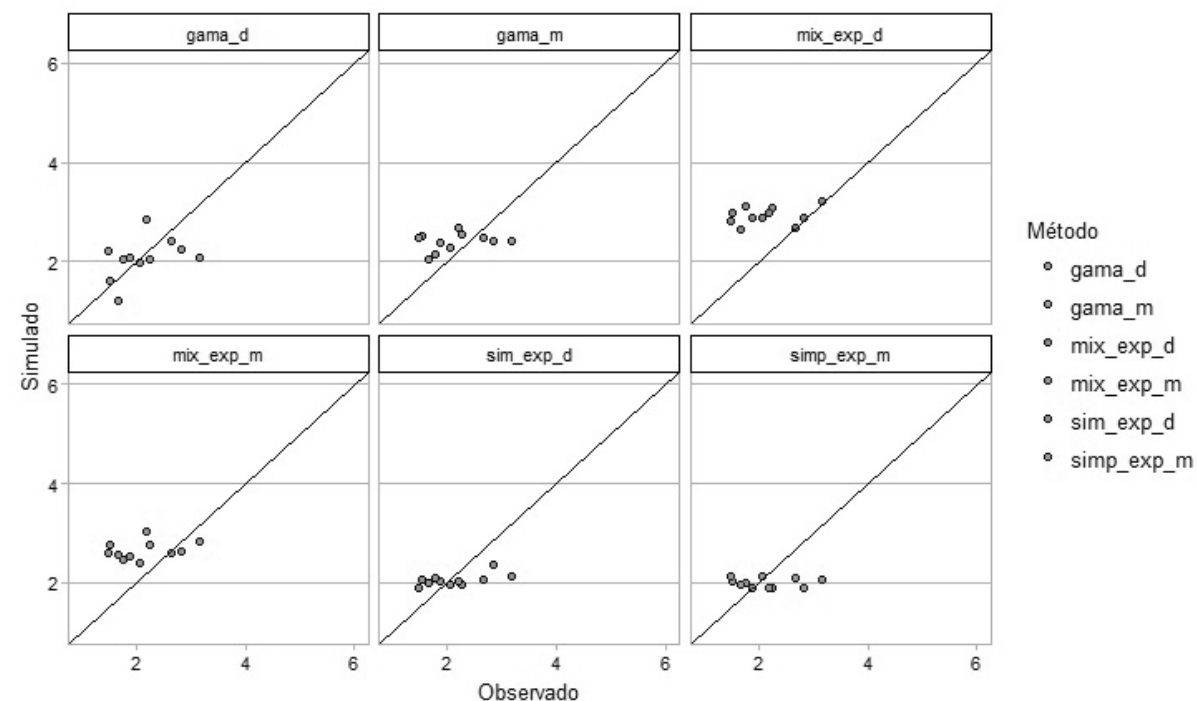


Figura 61 – Relação da Distorção dos dados sintéticos e empíricos para a região de Campo Mourão-PR no mês de Novembro
Fonte: Elaborado pelo autor

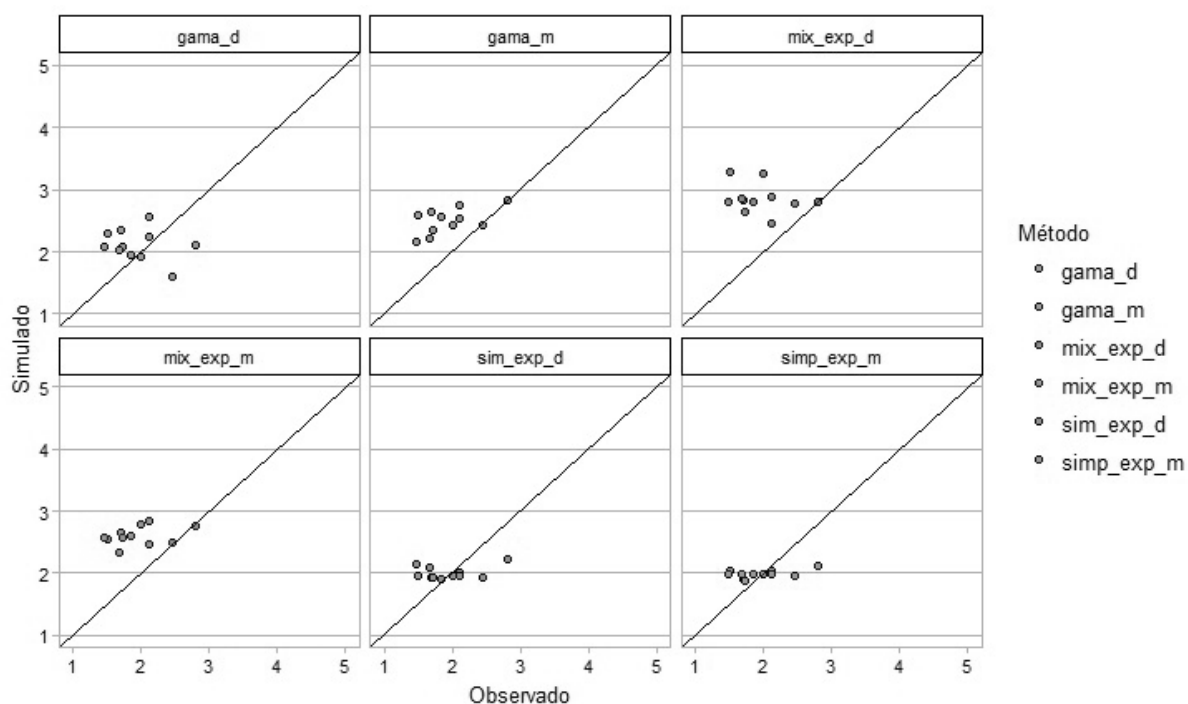


Figura 62 – Relação da Distorção dos dados sintéticos e empíricos para a região de Cruz Alta-RS no mês de Novembro
Fonte: Elaborado pelo autor

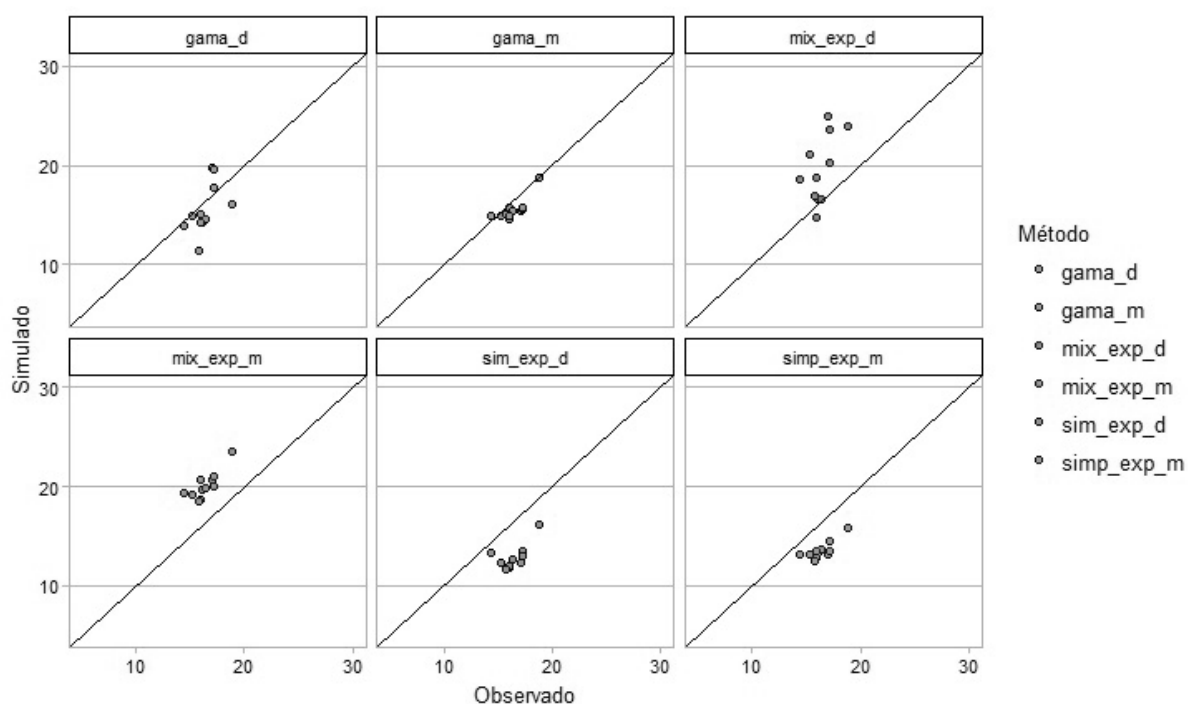


Figura 63 – Relação do Desvio Padrão dos dados sintéticos e empíricos para a região de Jataí-GO no mês de Dezembro

Fonte: Elaborado pelo autor

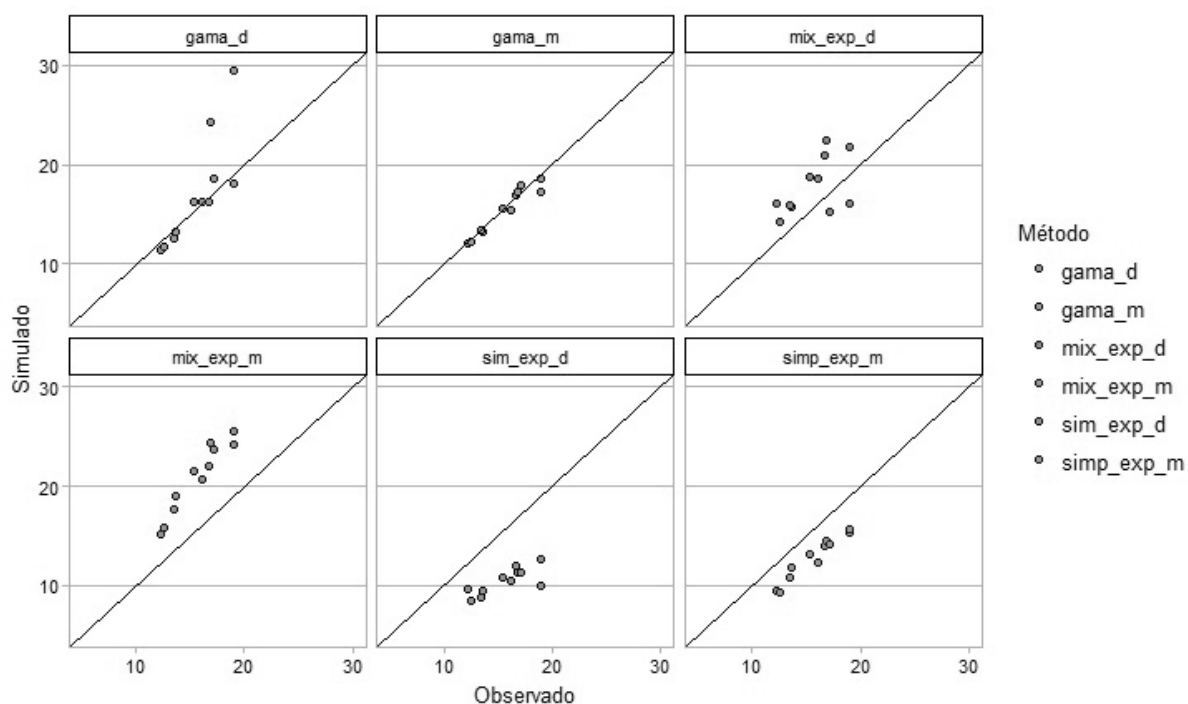


Figura 64 – Relação do Desvio Padrão dos dados sintéticos e empíricos para a região de Campo Mourão-PR no mês de Dezembro

Fonte: Elaborado pelo autor

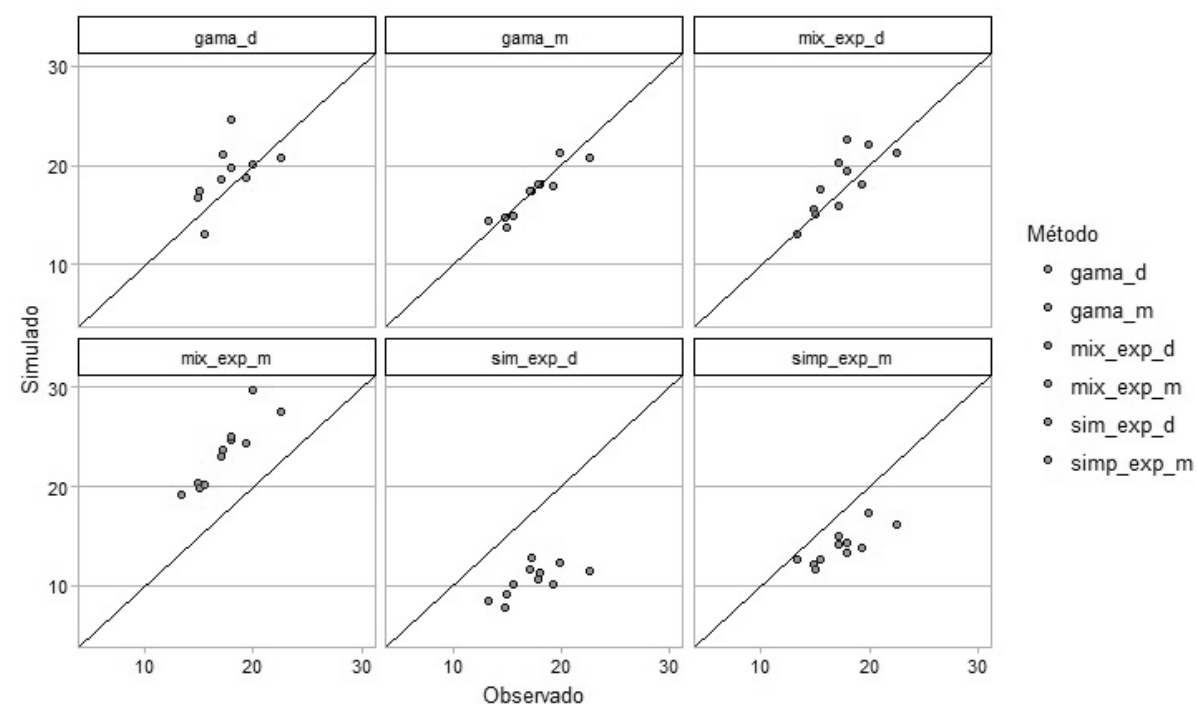


Figura 65 – Relação do Desvio Padrão dos dados sintéticos e empíricos para a região de Cruz Alta-RS no mês de Dezembro

Fonte: Elaborado pelo autor

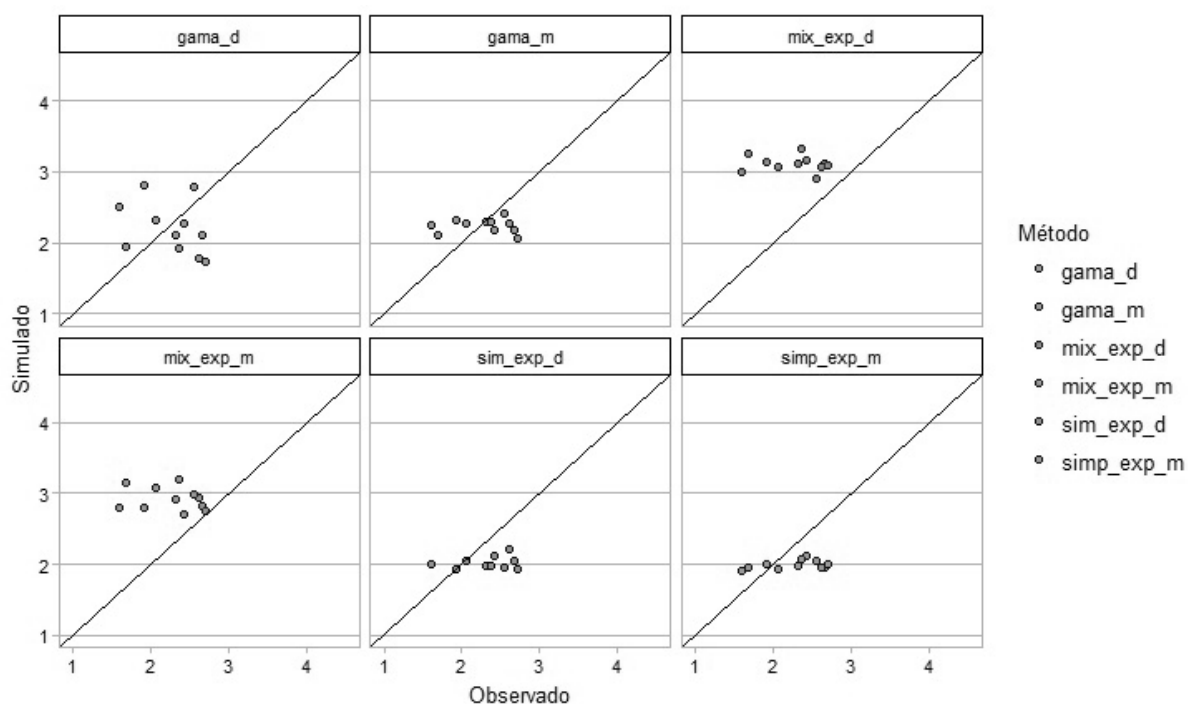


Figura 66 – Relação da Distorção dos dados sintéticos e empíricos para a região de Jataí-GO no mês de Dezembro

Fonte: Elaborado pelo autor

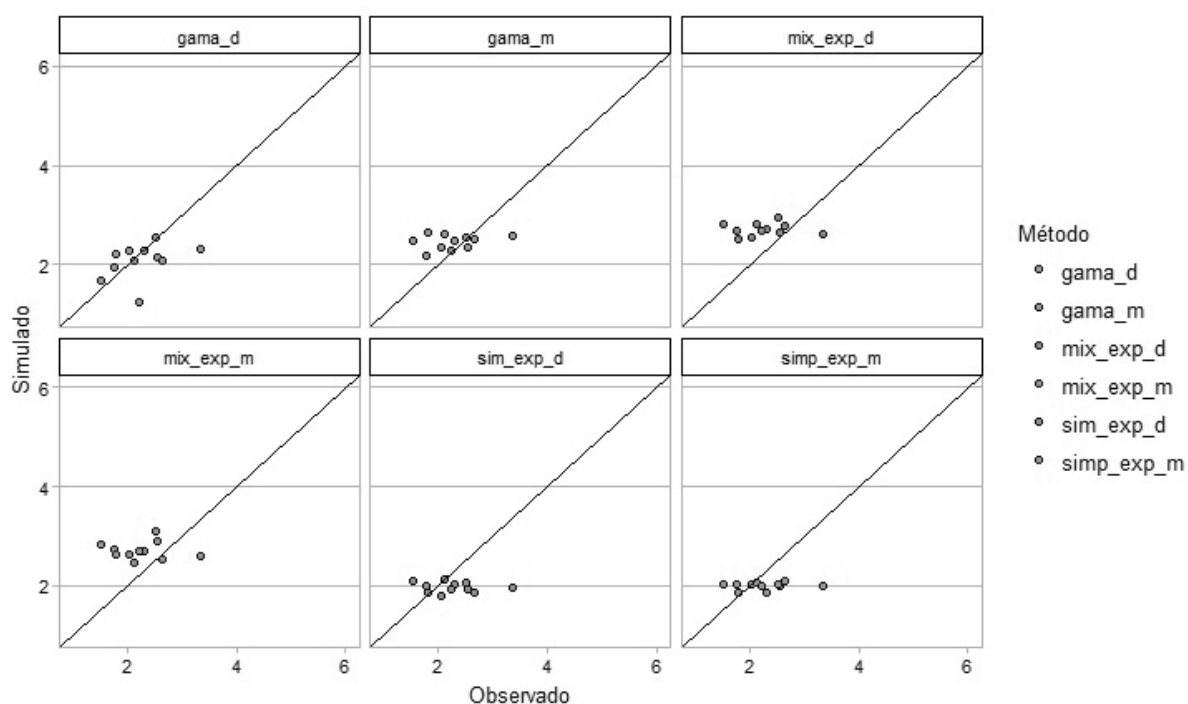


Figura 67 – Relação da Distorção dos dados sintéticos e empíricos para a região de Campo Mourão-PR no mês de Dezembro

Fonte: Elaborado pelo autor

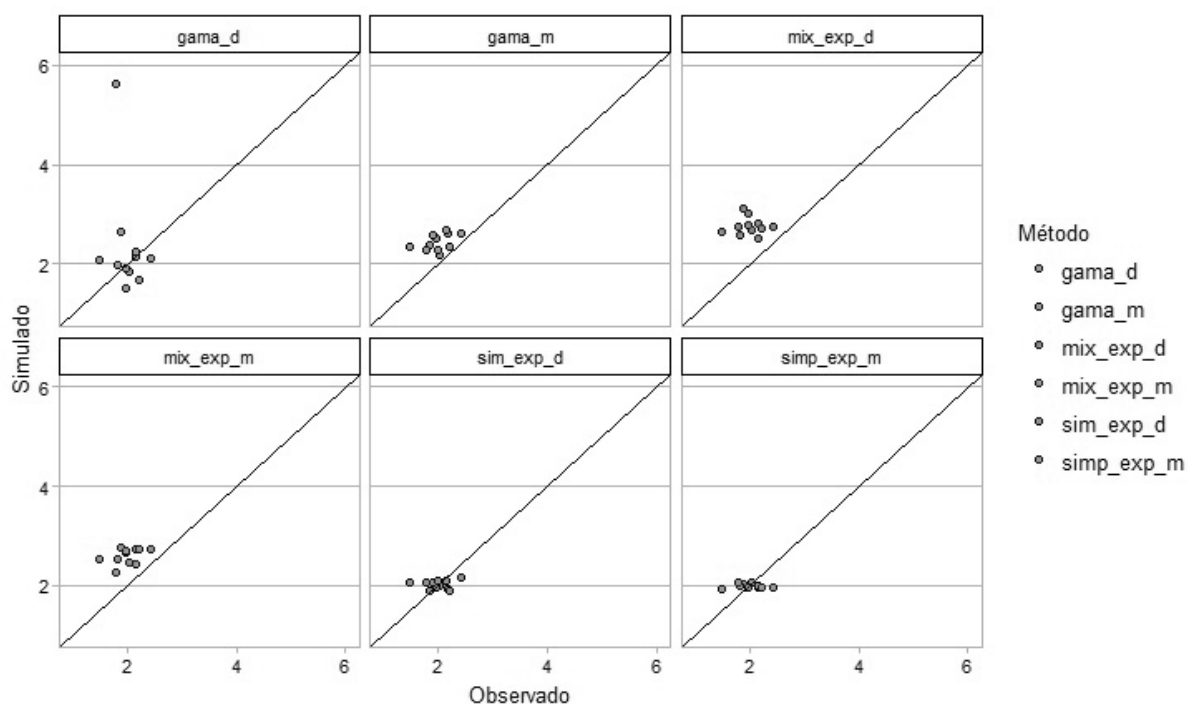


Figura 68 – Relação da Distorção dos dados sintéticos e empíricos para a região de Cruz Alta-RS no mês de Dezembro

Fonte: Elaborado pelo autor

C.5 Correlação do Processo de Ocorrência e Quantidade

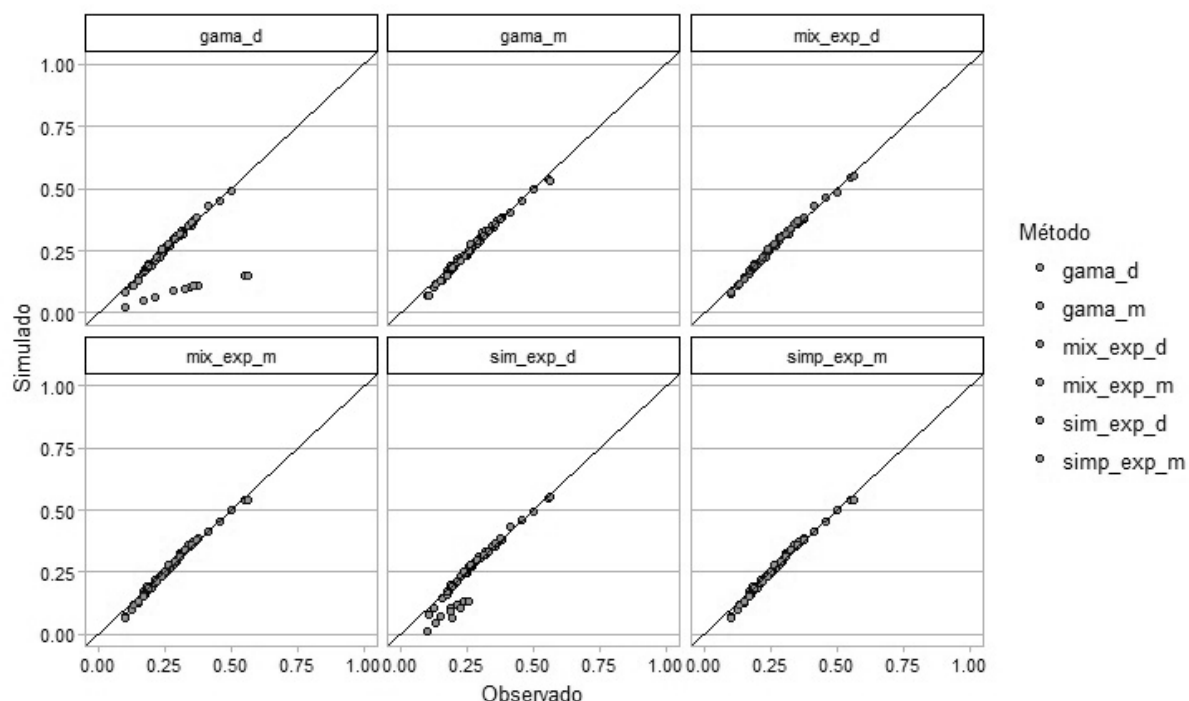


Figura 69 – Relação das Correlações do Processo de Ocorrência entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Jataí-GO no mês de Novembro

Fonte: Elaborado pelo autor

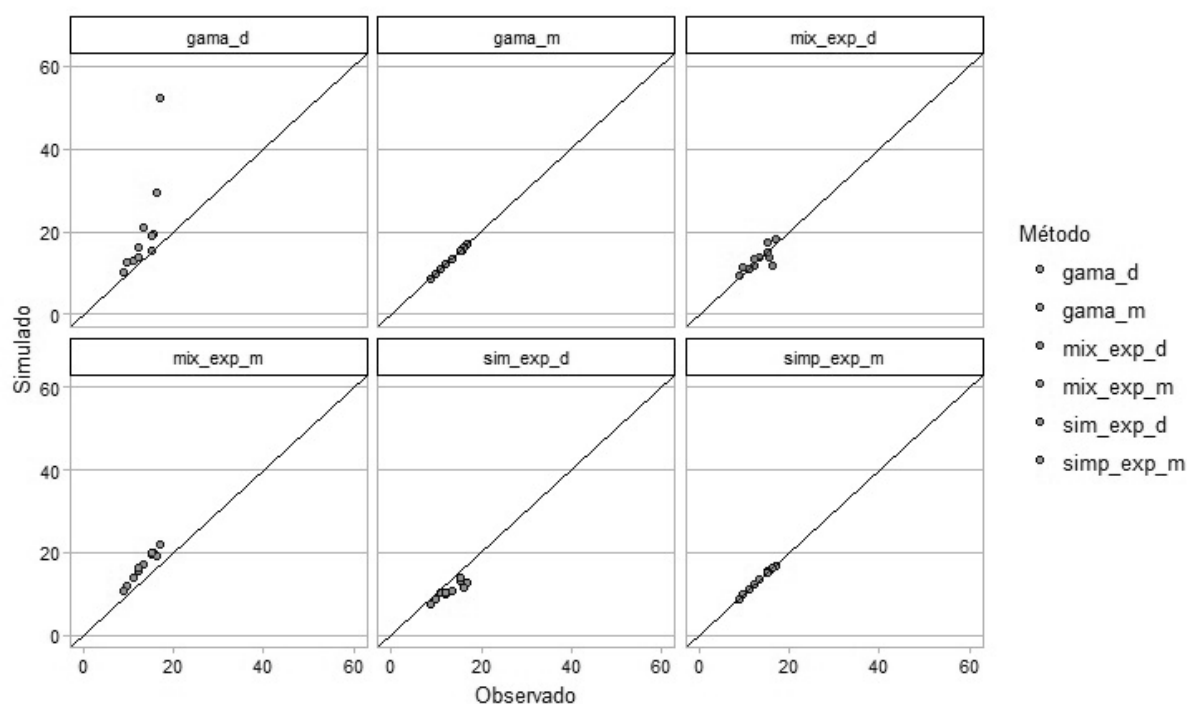


Figura 52 – Relação entre os dados sintéticos e empíricos de Média em Dias Chuvosos para a região de Campo Mourão-PR no mês de Novembro

Fonte: Elaborado pelo autor

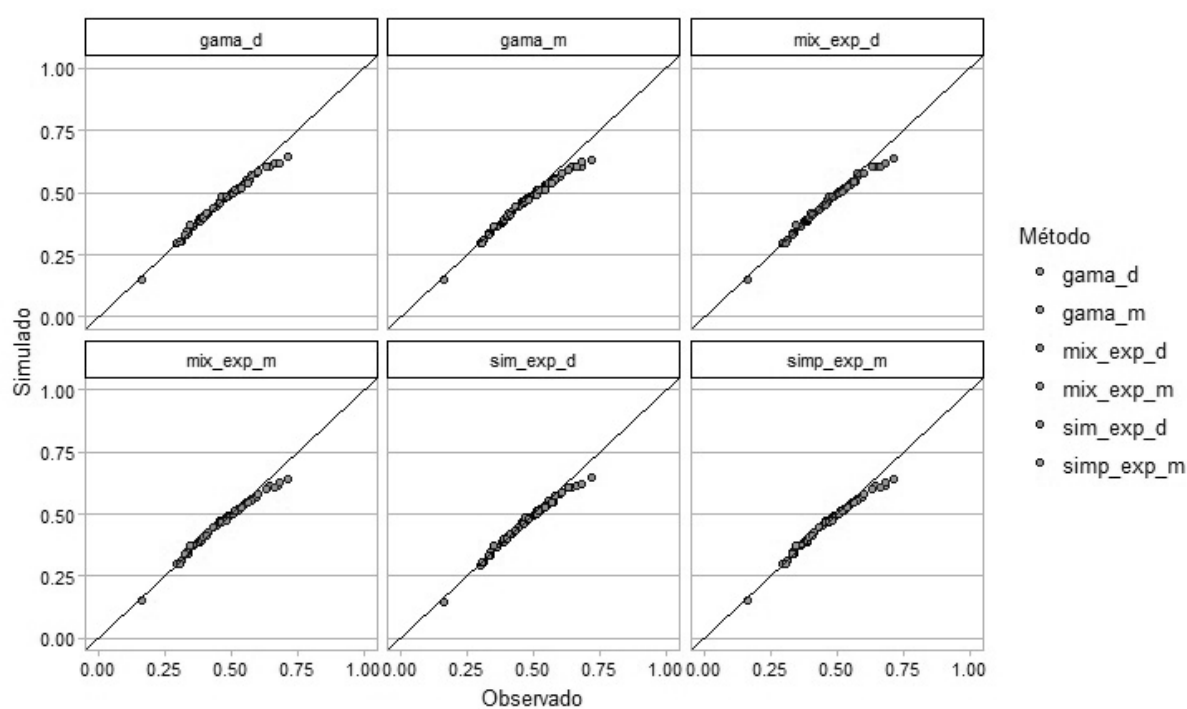


Figura 70 – Relação das Correlações do Processo de Ocorrência entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Campo Mourão-PR no mês de Novembro

Fonte: Elaborado pelo autor

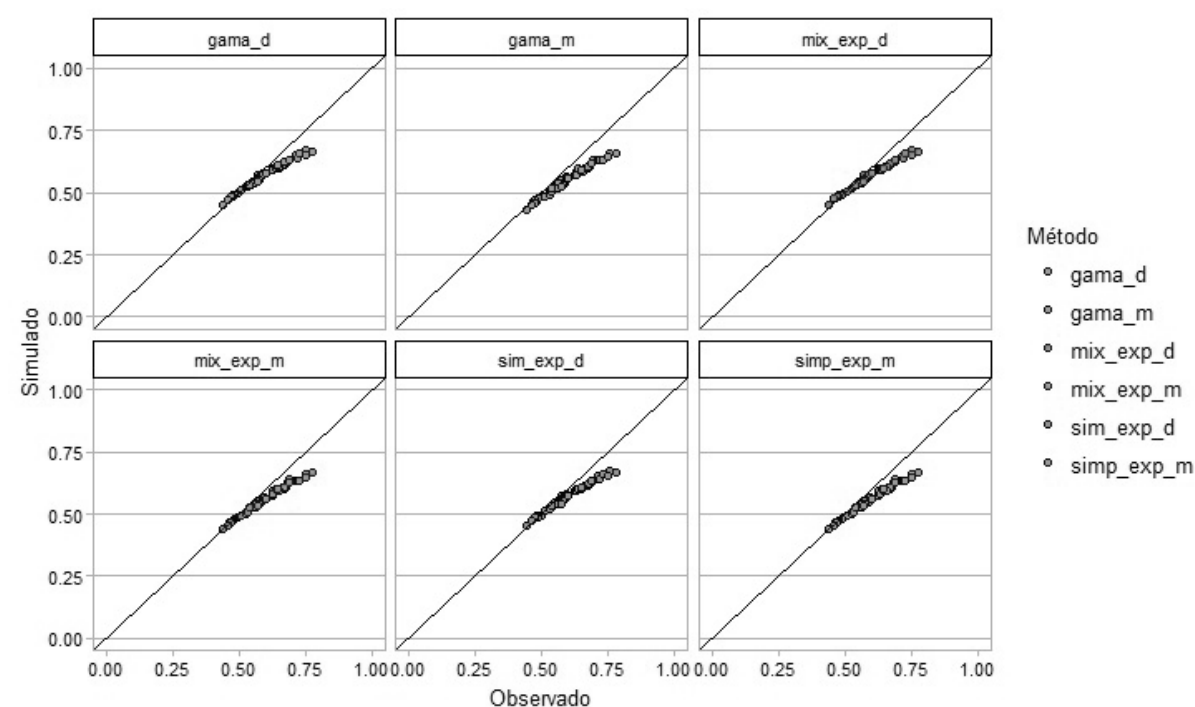


Figura 71 – Relação das Correlações do Processo de Ocorrência entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Cruz Alta-RS no mês de Novembro

Fonte: Elaborado pelo autor

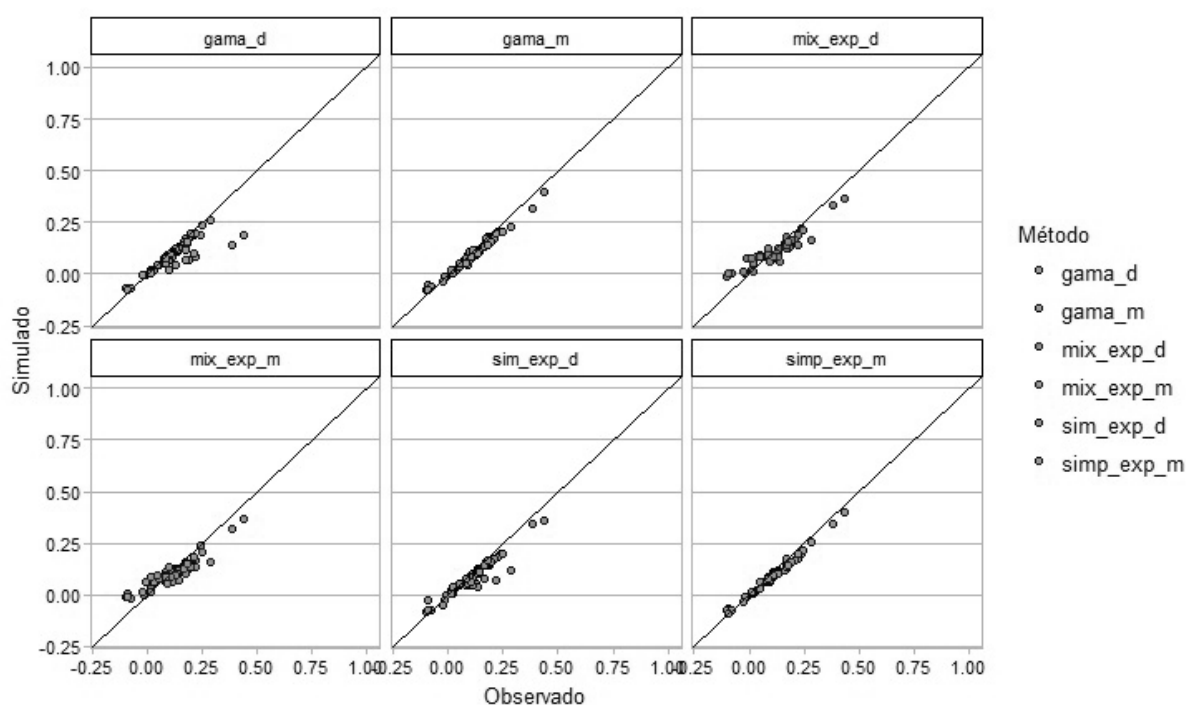


Figura 72 – Relação das Correlações do Processo de Quantidade entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Jataí-GO no mês de Novembro

Fonte: Elaborado pelo autor

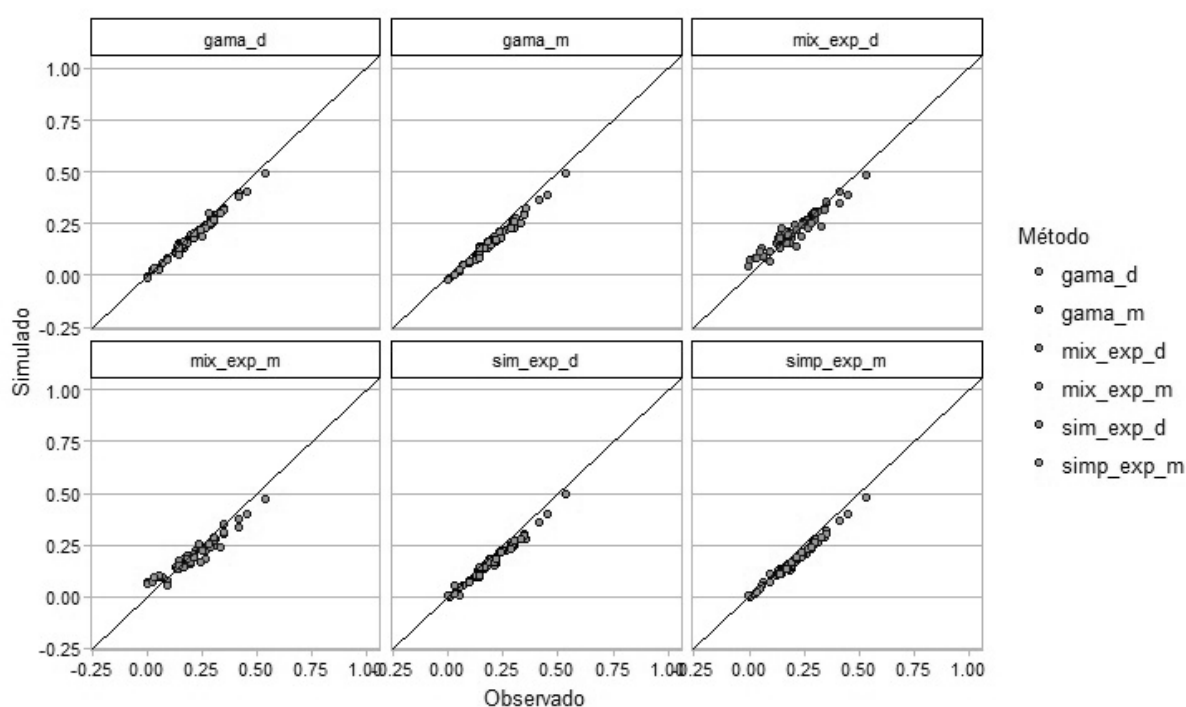


Figura 73 – Relação das Correlações do Processo de Quantidade entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Campo Mourão-PR no mês de Novembro

Fonte: Elaborado pelo autor

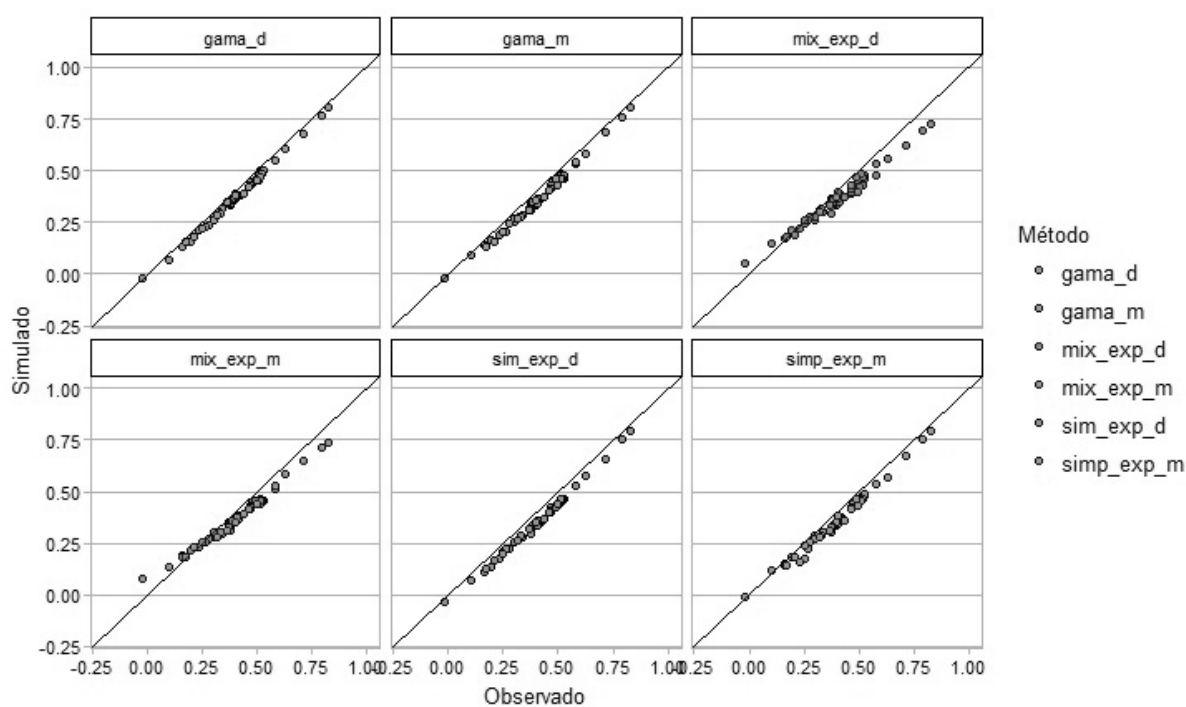


Figura 74 – Relação das Correlações do Processo de Quantidade entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Cruz Alta-RS no mês de Novembro

Fonte: Elaborado pelo autor

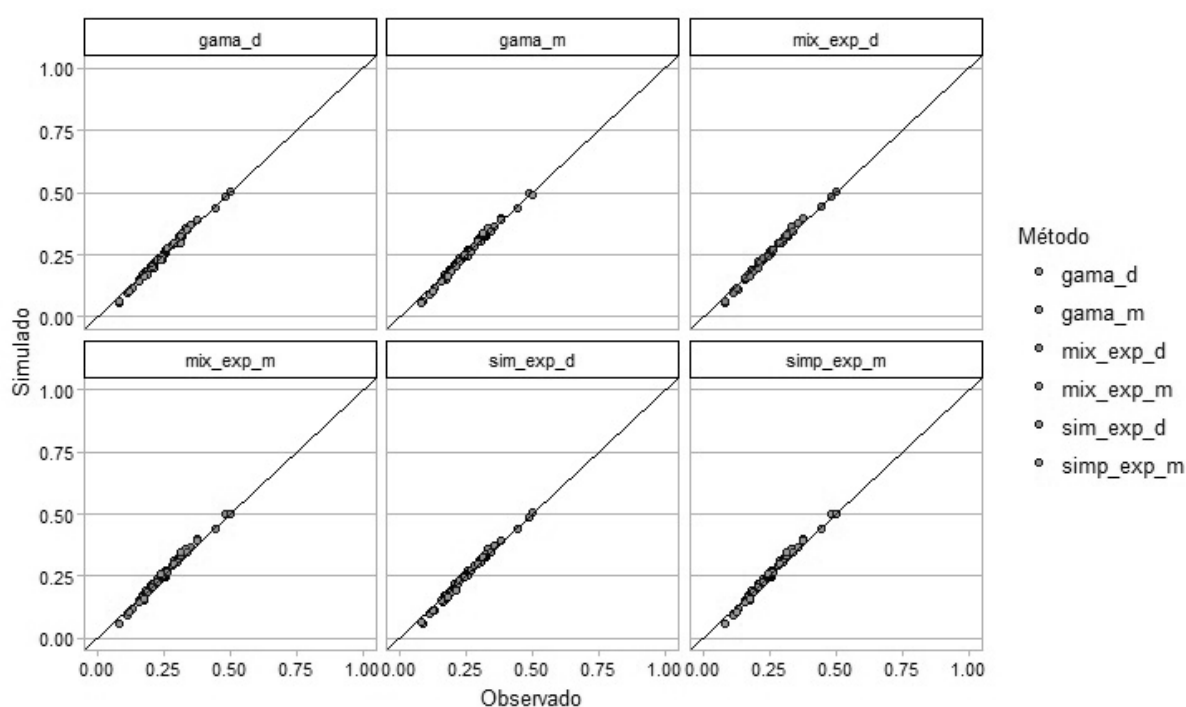


Figura 75 – Relação das Correlações do Processo de Ocorrência entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Jataí-GO no mês de Dezembro

Fonte: Elaborado pelo autor

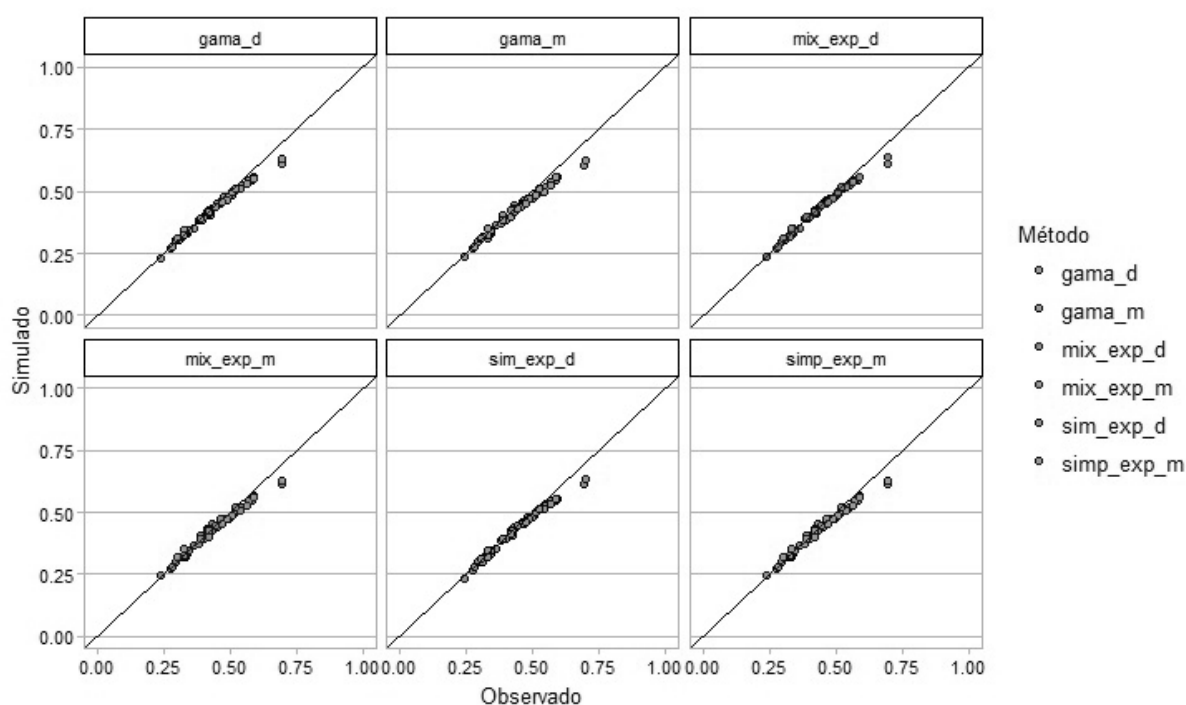


Figura 76 – Relação das Correlações do Processo de Ocorrência entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Campo Mourão-PR no mês de Dezembro

Fonte: Elaborado pelo autor

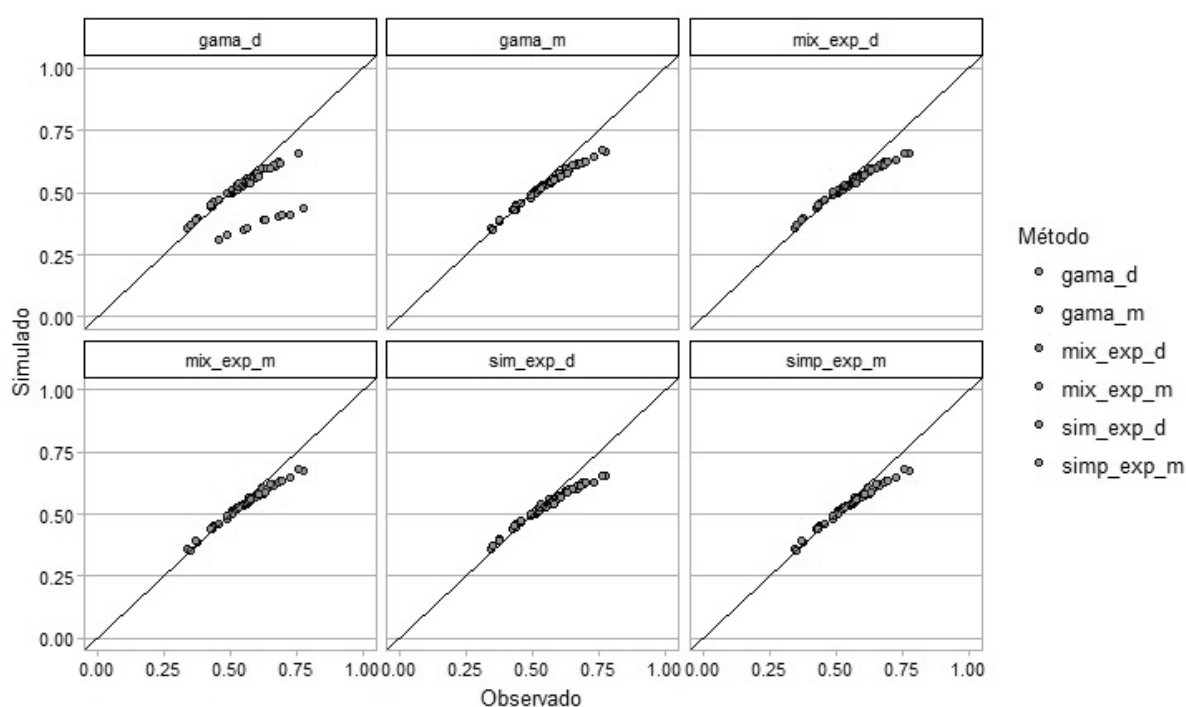


Figura 77 – Relação das Correlações do Processo de Ocorrência entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Cruz Alta-RS no mês de Dezembro

Fonte: Elaborado pelo autor

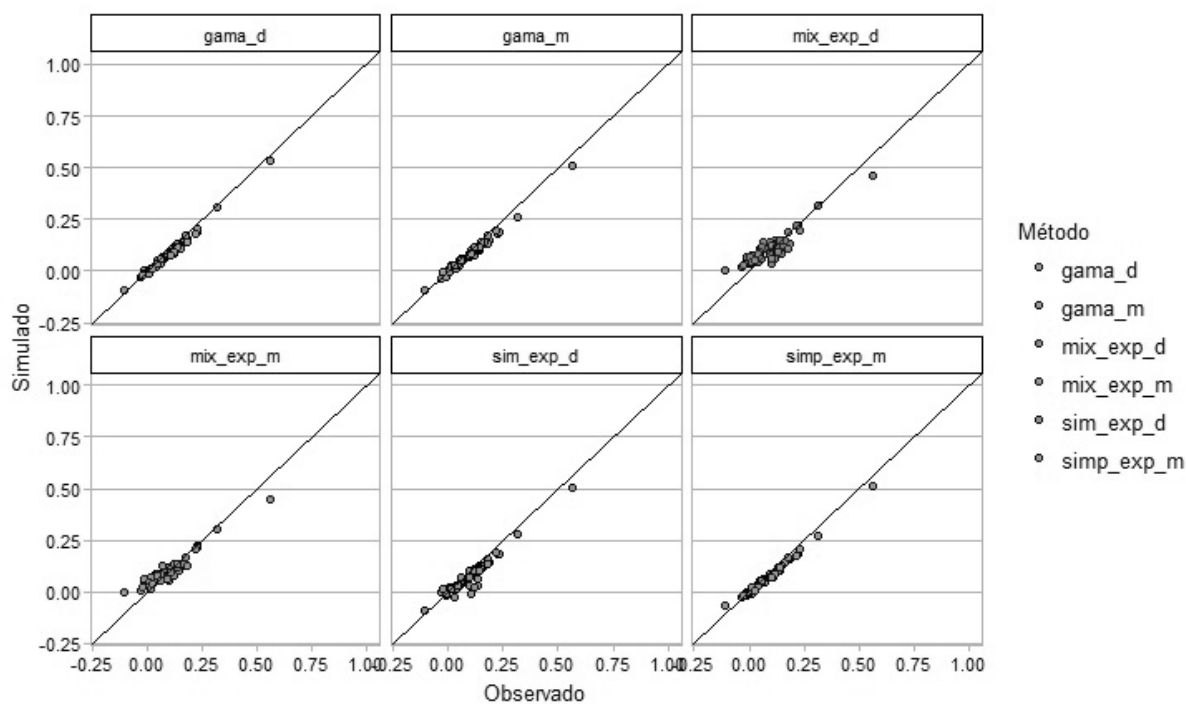


Figura 78 – Relação das Correlações do Processo de Quantidade entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Jataí-GO no mês de Dezembro

Fonte: Elaborado pelo autor

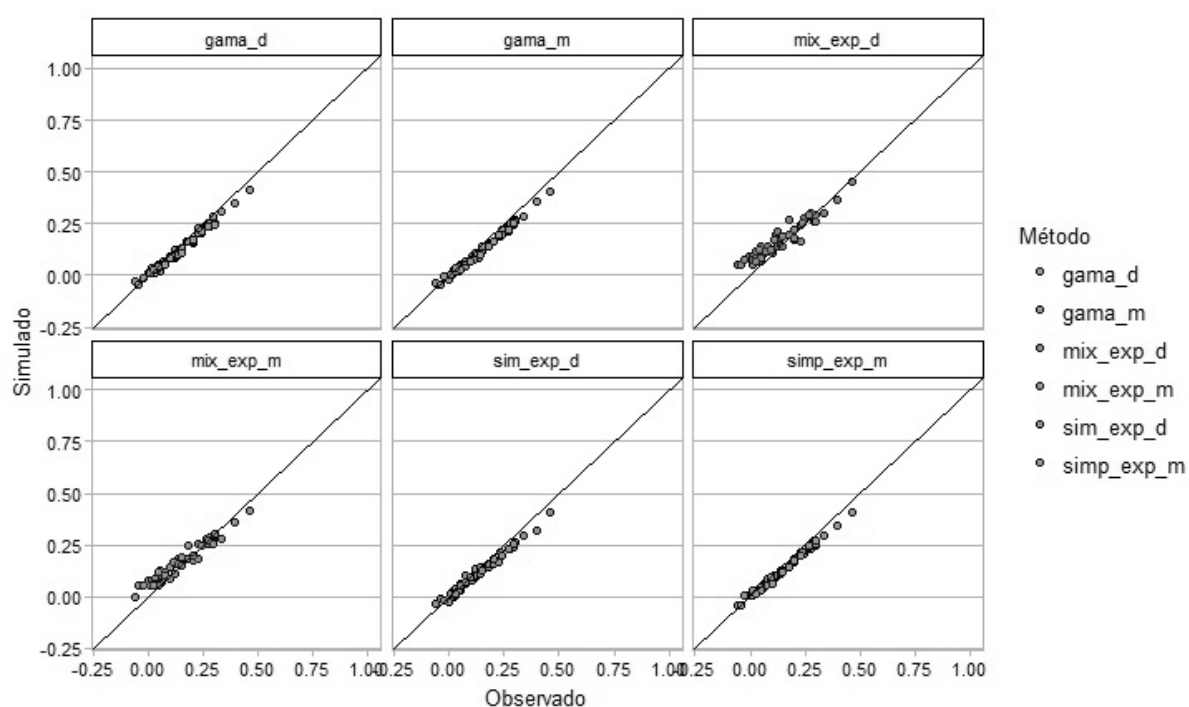


Figura 79 – Relação das Correlações do Processo de Quantidade entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Campo Mourão-PR no mês de Dezembro

Fonte: Elaborado pelo autor

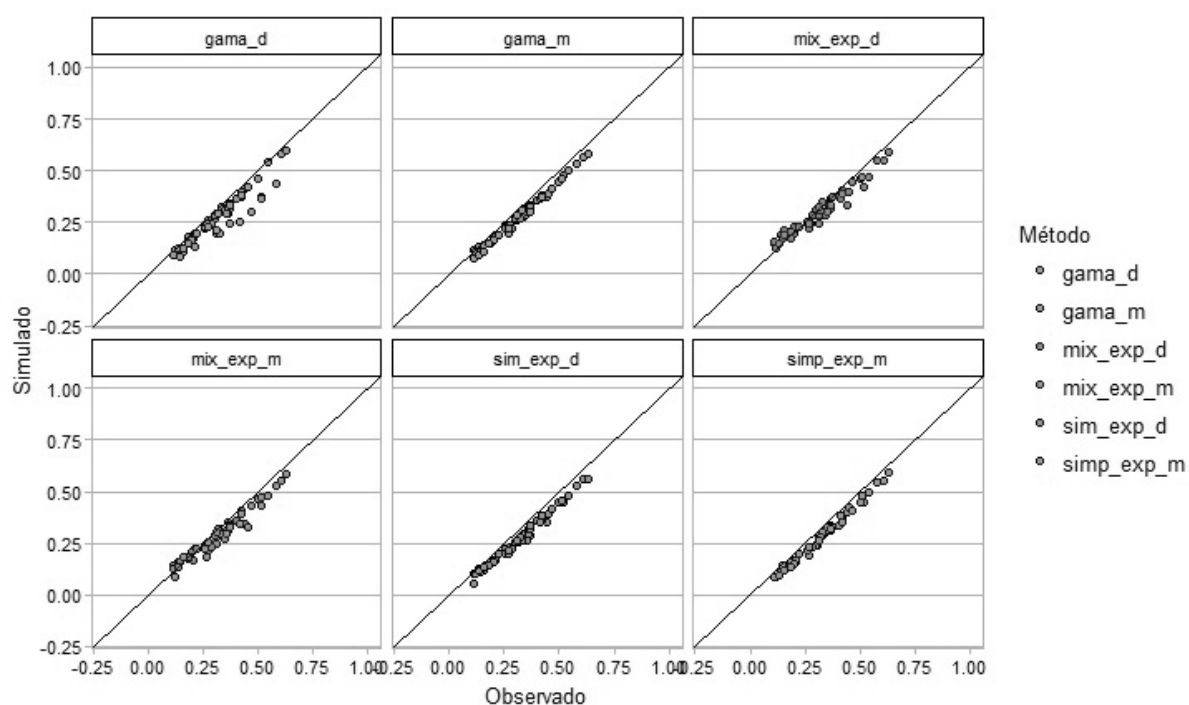


Figura 80 – Relação das Correlações do Processo de Quantidade entre as estações calculadas com dados sintéticos e empíricos para a região de Cruz Alta-RS no mês de Dezembro

Fonte: Elaborado pelo autor